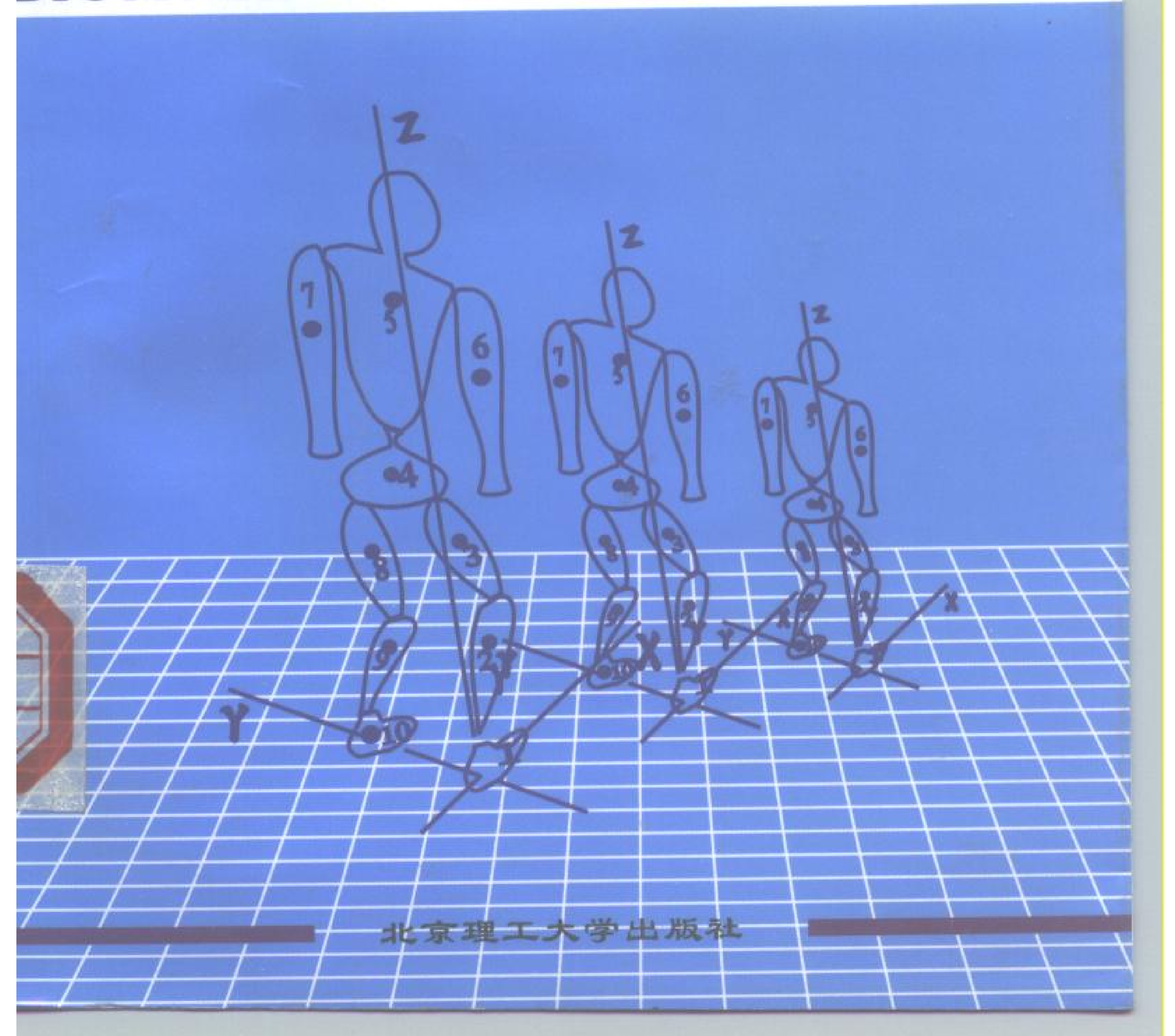
现代机器人学

仿生系统的运动 感知与控制

郭 巧

BIOMIMETIC ROBOTICS



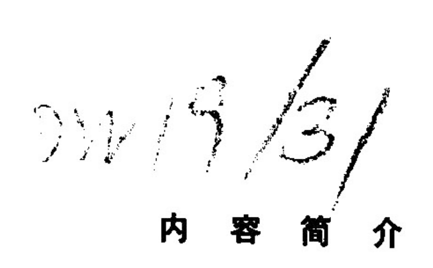
北京理工大学出版社

现代机器人学

仿生系统的运动感知与控制

郭 巧

北京理工大学出版社



内 容 简 介

现代机器人学内容十分繁杂。本书围绕仿生系统的运动、感知与控制，主要阐述生物系统的运动机理以及仿生系统运动的实现方法。全书共分十章。首先，从生物系统的运动系入手，通过研究人体骨、肌和软组织及其相应的力学性质来阐述生物体的运动机理；通过对生物体运动学和动力学特性的分析建立生物体的运动模型；在讨论了生物体感觉系统模型以及生物体多源信息融合的基础上，给出了仿生系统感知信息融合的原理与方法以及仿生系统常用的感知器和致动器。其次，着重讨论了现代机器人系统的神经控制、认知控制和自主控制的原理及其实现方法以及进化算法与人工生命问题。最后，给出了各种仿生系统的实例。

本书可供生物工程、机器人学、自动控制等有关专业的科研人员和工程技术人员参考，也可供高等院校相关专业的教师、研究生和大学生作教学参考书。

图书在版编目(CIP)数据

现代机器人学：仿生系统的运动感知与控制/郭巧.—北京：北京理工大学出版社，1999.7
ISBN 7-81045-602-4

Ⅰ.现…　Ⅱ.郭…　Ⅲ.机器人学　Ⅳ.TP24

中国版本图书馆 CIP 数据核字(1999)第25517号

责任印制：李绍英　　责任校对：李　军

北京理工大学出版社出版发行
(北京市海淀区白石桥路7号)
邮政编码 100081　电话 (010)68912824
各地新华书店经售
北京房山先锋印刷厂印刷
*
850毫米×1168毫米　32开本　15印张　380千字
1999年7月第1版　　1999年7月第1次印刷
印数：1-3000册　　定价：27.00元

仅以此书献给

所有多年来关心、支持和

帮助过我的人们

前　言

长期以来人们对用各种不同的方式再现或构造具有生命特征的人工系统怀有极大的兴趣。但由于所处历史条件和科学技术发展水平的限制,使这一愿望的实现受到不同程度的阻碍。然而,这一切并没有遏制人们挑战自然界的决心。随着当今科学技术的迅猛发展,工程与科学日益紧密地结合以及世界性学科整合效应,尤其是生命科学和计算机科学取得的巨大进展,为人们逐步实现这一愿望奠定了科学和技术的基础。具有生命特征的人工系统综合生物运动学、动力学、机器人学、人工智能、信息科学、人工神经网络、计算机科学、知识库系统以及认知科学等学科领域的研究成果,成为一个典型的跨学科产物。仿生系统以其能体现生命特征的能力被看作是生命科学与工程(人工生命)领域相结合所创造出的最高目标。生命系统的自主与适应能力的人工实现不仅可以把人从繁重、危险、乏味的工作环境中解脱出来,而且能够替代人在需要的场合(如核电站维护、深水作业、航天空间站等工作中)担负起自动(或半自动)决策的责任。另外,具有生命特征的仿生系统在康复医疗领域也起到越来越大的作用,成为医护人员和伤残人的有利助手。

生命系统的本质特点是具有自繁衍能力和自适应与自进化能力,而这一切都是在永恒的运动中完成的。所有的运动都会遵循一定的规律,并为这些规律所控制。控制的依据与生物体所能获得的各种感知信号密切相关。因此,研究生命系统的运动和感知机理及其相应的控制规律对于我们了解生命系统的实质,进而制造出能满足人们不同需要的仿生系统具有重要的意义。

从这一观点出发,本书在第一章从生物系统的运动系入手,通过研究人体骨、肌和软组织及其相应的力学性质来了解生物体的

运动机理；在第二章和第三章通过对生物体运动学和动力学特性的分析建立生物体的运动模型；第四章和第五章在讨论了生物体感觉系统模型以及生物体多源信息融合的基础上，给出了仿生系统感知信息融合的原理与方法以及对仿生系统常用的感知器和致动器的描述；第六章、第七章和第八章着重讨论了仿生系统的神经控制、认知控制和自主控制的原理及其实现方法；第九章初步讨论了进化算法与人工生命问题；第十章给出了各种仿生系统的实例。

机器人学是现今高科技发展的代表方向之一，就其发展来看主要经历了四个阶段。第一阶段是工业机器人，其主要理论是力学和经典控制论；第二阶段是遥控机器人，它主要用于一些危险性大、环境恶劣的场合，就其原理而言与第一阶段没有本质区别；第三阶段是智能机器人，其设计原理是将人工智能的成果等融入机器人系统中，其中自律机器人和足球赛机器人是其典型代表；第四阶段是进化机器人，其设计原理侧重于生物运动学、遗传学与进化理论等。这是机器人发展的一个新阶段。

应该指出，经典的机器人学理论大都从工程学的角度出发，处理和解决机电系统的运动与智能问题，这在实际应用中具有很大的局限性，同时也限制了这门学科的发展。因此人们意识到需要借鉴生物系统有关的研究成果，以期使现有的机器人学理论获得大的突破。另外，从系统工程学的角度来看，生物系统是十分复杂的大系统，它们的许多内在机制至今对人仍是未解之迷。然而，由于生物系统的许多独特之处，使它长期以来成为科学界研究的热点之一。人们利用生物运行的某些机制，构造出许多特色各异的仿生系统。仿生学与仿生系统是一个涉及专业非常多的世界性前沿研究领域，它在国民经济与国防建设中具有其它任何学科都无法替代的作用。然而，其专业跨度之大增加了研究这门学科的难度。因此，目前国内在这一研究领域中的科研、生产与教学状况基本上处于生物学与工程学各自独立进行的局面。本书作者试图在沟通两大学科之间的联系方面贡献一份微薄之力。

前 言

仿生系统(即使只考虑其运动、感知与控制部分)涉及到的学科领域十分繁杂,包含的内容很多。本书只就其中的主要部分进行论述,并从运动与控制的角度着重讨论如何用仿生系统来体现生命系统的(部分)特征。因此,作者认为这本书可以作为对已有机器人学教材的一个补充和扩展,为设计、研究与开发具有生命特征的新一代人工系统提供依据和方法。

本书所涉及的领域是一个发展十分迅速的具有许多学科交叉特点的研究领域。世界上许多国家(包括大学、公司与研究中心等)的研究工作者正在致力于研究和开发各具特色的仿生系统。大量的研究成果不断涌现,本书在与读者见面之时,也许已有"陈旧"之嫌,就算抛砖引玉吧。

本书得到了北京理工大学有关部门以及陆际联教授、伍少昊教授的关心和支持,张永光研究员和陆际联教授等对书稿提出了有益的建议。借此机会,向所有多年来关心、支持和帮助过我的师长、领导、同事、家人和朋友致以深深的谢意。

作 者

1998 年 9 月于北京理工大学

目　　录

第一章　生物体运动系 …………………………………… (1)

1.1　概述 …………………………………… (1)
1.2　骨及其力学性能 …………………………………… (2)
1.3　生物软组织及其力学性能 …………………………………… (7)
1.4　骨连结及其力学性能 …………………………………… (14)
1.5　肌及其力学性能 …………………………………… (19)

第二章　生物运动学 …………………………………… (33)

2.1　运动动作分析 …………………………………… (33)
2.2　运动动作的分类 …………………………………… (40)
2.3　人体动力学分析 …………………………………… (46)
2.4　跳跃运动分析 …………………………………… (50)
2.5　步行运动分析 …………………………………… (52)
2.6　爬行运动分析 …………………………………… (55)

第三章　生物体系统运动模型 …………………………………… (71)

3.1　类人型运动模型 …………………………………… (71)
3.2　四足动物运动模型 …………………………………… (94)
3.3　爬行动物运动模型 …………………………………… (102)

第四章　感觉系统模型与感知信息融合 …………………………………… (109)

4.1　生物体感觉系统生理梗概 …………………………………… (109)
4.2　生物体瞳孔尺度控制模型 …………………………………… (112)
4.3　生物体视细胞模型 …………………………………… (115)
4.4　生物体侧抑制模型 …………………………………… (116)
4.5　生物体感受野模型 …………………………………… (120)

4.6 视觉计算模型 …………………………………………… (126)
4.7 生物系统的集成传感信息处理 ……………………… (130)
4.8 仿生系统信息融合的原理与实现方法………………… (133)
4.9 信息融合系统的结构…………………………………… (150)

第五章 仿生系统常用感知器与致动器………………… (168)

5.1 仿生系统对感知器和致动器的要求 ………………… (168)
5.2 运动传感器 …………………………………………… (171)
5.3 力与力矩传感器 ……………………………………… (180)
5.4 接近觉感知器 ………………………………………… (191)
5.5 触觉感知器 …………………………………………… (195)
5.6 液压致动 ……………………………………………… (201)
5.7 气压致动 ……………………………………………… (207)
5.8 电气致动 ……………………………………………… (208)
5.9 新型致动装置 ………………………………………… (227)

第六章 神经控制…………………………………………… (230)

6.1 运动神经控制机理 …………………………………… (230)
6.2 人工神经网络 ………………………………………… (239)
6.3 神经控制方法 ………………………………………… (252)

第七章 认知控制…………………………………………… (282)

7.1 认知控制系统的结构…………………………………… (282)
7.2 知识系统与运动规划…………………………………… (286)
7.3 场景与知识信息描述…………………………………… (289)
7.4 系统运动的认知控制…………………………………… (298)

第八章 自主控制…………………………………………… (312)

8.1 引言 …………………………………………………… (312)
8.2 自主控制系统的结构…………………………………… (317)
8.3 控制问题描述 ………………………………………… (323)

8.4　信息结构 …………………………………… (327)
8.5　信息系统的嵌套 …………………………… (342)
8.6　分类嵌套决策 ……………………………… (346)
8.7　多分辨率动态规划 ………………………… (348)
8.8　关于自主控制的讨论 ……………………… (353)

第九章　进化算法与人工生命 ……………… (358)

9.1　生物进化 …………………………………… (358)
9.2　进化算法 …………………………………… (359)
9.3　神经网络的进化 …………………………… (372)
9.4　人工生命 …………………………………… (380)

第十章　仿生系统实例 ……………………… (412)

10.1　类人型系统 ……………………………… (412)
10.2　步行机器人 ……………………………… (420)
10.3　仿蛇系统 ………………………………… (427)
10.4　人工脑 …………………………………… (431)
10.5　自主机器人 ……………………………… (437)
10.6　进化机器人 ……………………………… (444)

参考文献 …………………………………… (449)

第一章 生物体运动系

1.1 概 述

自然界的一切生物都处于运动变化之中，生物的全部生命过程是一个没有完歇的运动过程，而这所有的运动都与力及其控制有关。这里的力主要指生物体自身所产生的主动力——肌力。各种生物在不同的运动、正常生活或病态之下会产生不同形式的主动力，这些主动力与环境力的联合作用影响着生物的状况，决定着生物的运动。研究生物体运动系的结构、特点，并研究力与生物体运动和生理等之间的复杂关系能够使我们了解、学习、利用、保护及创造有生命特征的系统或延伸生物体的某些功能。通过现代科技手段模仿实现生物（包括人类自身）的优点，延伸生物的某些功能，以为人所利用，这就是仿生学的目的。

生物体运动系包括骨、骨连结和骨骼肌三部分。它们在神经系的支配下对身体起着运动（如上/前、下/后肢骨）、支持（如脊椎骨、下/后肢骨）和保护（如颅骨、肋骨）的作用。

骨组织中包括细胞、纤维和基质三种成分。骨与骨之间的连结装置，称骨连结。全身各骨通过骨连结构成骨胳。附于骨骼上的肌称骨骼肌。肌收缩时，牵引骨移动位置，产生运动。此外，骨骼还是动物体的支架，它与肌共同赋予动物体以基本外形，并构成体腔的壁，以保护其脑和内脏等器官。

1.2 骨及其力学性能

1.2.1 骨

以人体为例,成人的骨为206块。可分为颅骨、躯干骨、上肢骨和下肢骨四部分。骨的形态和功能相互制约,由于功能的不同,骨有不同的形态,基本可分为四类:即长骨、短骨、扁骨和不规则骨(图1-1)。长骨分布于四肢,在运动中起杠杆作用。短骨多成群地连结存在,如腕骨和跗骨。扁骨主要构成骨性腔的壁,对壁内器官有保护作用,如颅盖骨、胸骨和肋骨等。

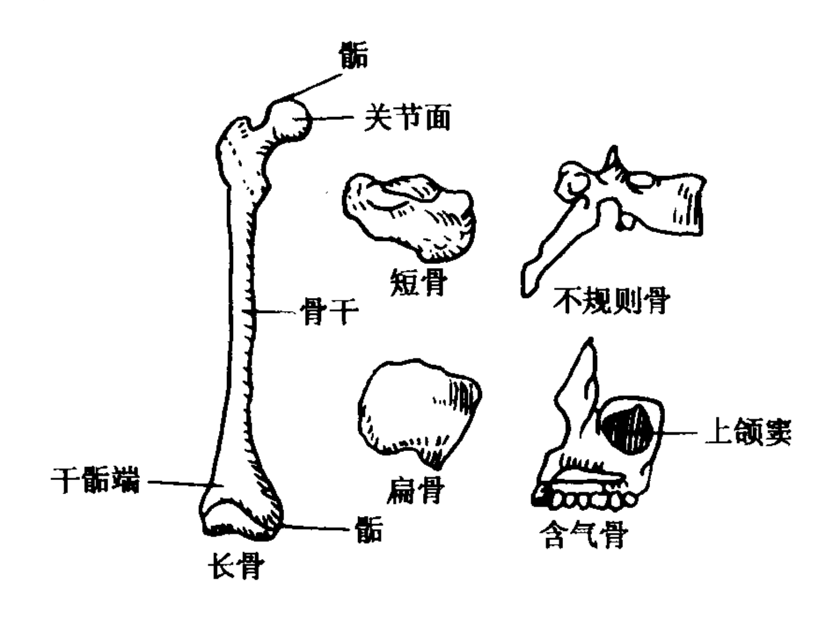


图1-1 骨的形态

每个骨块都由骨质(即骨基质)、骨膜和骨髓以及关节软骨构成,并有神经和血管分布(图1-2,3)。骨质是骨的主要成分,表现为密质和松质两种形式。密质构成长骨干以及其他类型骨和长骨骺的外层。松质存在于长骨骺及其它类型骨的内部。骨髓为柔软而富有血液的组织,充填于长骨骨髓腔及松质腔隙内,分为红骨髓和黄骨髓。红骨髓有造血功能,黄骨髓含大量脂肪组织。骨膜

是由致密结蒂组织构成的膜，包裹除关节以外的整个骨面。骨膜内有一些细胞可分化为破骨细胞和成骨细胞，分别具有破坏旧骨质和产生新骨质的功能，在骨的发生、生长、改造和修复时，它们的功能最为活跃。关节软骨紧贴在骨的关节表面上，多为透明软骨，参与构成关节，并具有减少摩擦的作用。长骨的骨干由柱状骨板一层层地叠合构成。每层骨板厚约 5 ~ 7μm。松质骨由无数针状和片状骨小梁组成，肉眼下骨小梁相互连结呈海绵状，但骨小梁的走向大体沿骨所受应力方向，如图 1－4 所示，其间的腔、隙彼此沟通，内含骨髓。

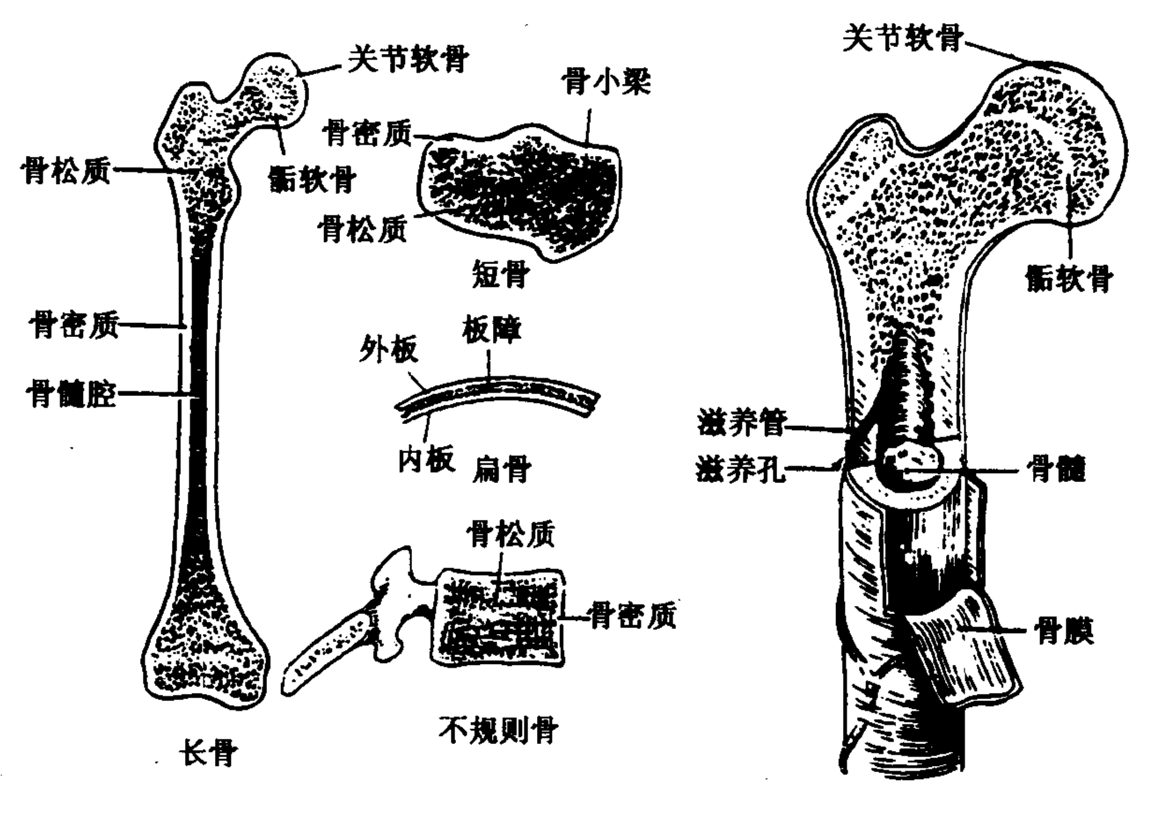


图 1－2　骨的构造　　图 1－3　长骨的构造

成年人的骨，由 1/3 的有机质（主要是胶原蛋白）和 2/3 的无机质（主要是磷酸钙和碳酸钙等）组成。有机质和无机质的结合，使骨既有弹性又很坚硬。小儿的骨无机质含量少，有机质较多，因此弹性大而硬度小，容易发生变形；老年人的骨则与此相反，含有机质较少而无机质相对较多，因此较易发生骨折。

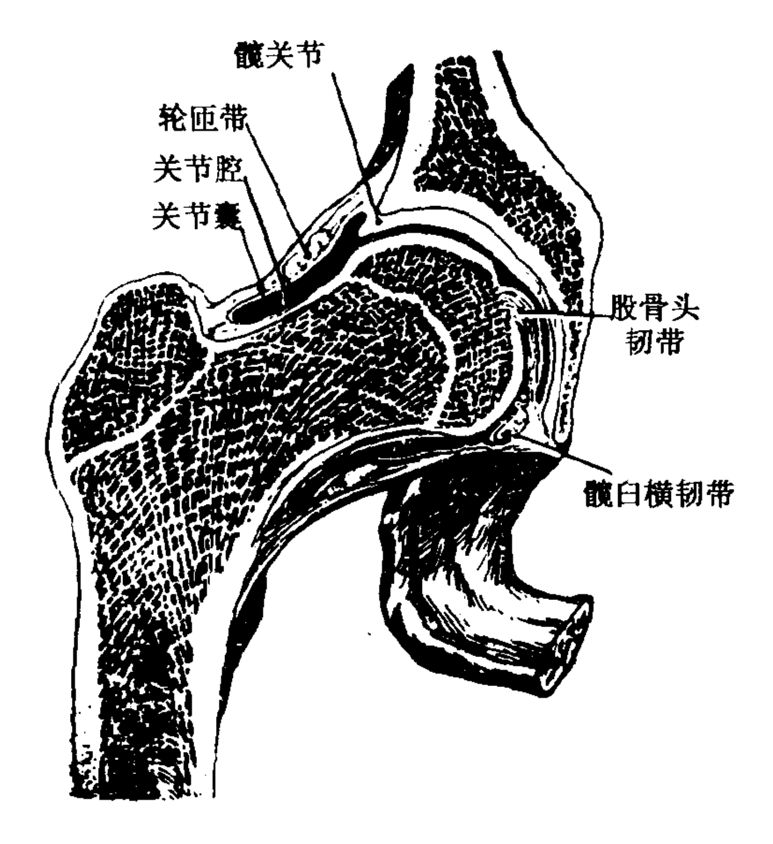


图 1-4 长骨端部骨小梁排列

1.2.2 骨的力学性能

从形态学或力学的观点来看,骨是非常复杂的。这种复杂性由其功能适应性所决定。所谓骨的功能适应性,是指骨对所负担工作的适应能力。决定骨的功能适应性的因素有:轴线形状、截面形状、材料沿各方向的分布规律和内部构造情况等。

骨是最理想的等强度优化结构。它不仅在某些不变的外力环境下能显示出其承力的优越性,而且在外力环境发生变化时,能通过内部调整,以有利的新结构形式来适应外力环境。

为了对骨进行受力分析,首先要了解其基本力学性能。这些性能主要是在拉伸、压缩和剪切状态下的极限强度、极限应变和本构关系。统计表明,这些数据和函数关系随试件的不同而有很大差异。不仅人和其他脊椎动物的骨性能差别很大,而且就人来说,年龄、性别、职业、生活经历和生活方式、遗传情况及营养状况等因

素都在很大程度上影响着骨的力学性能。骨的极限强度很高。如果引入比强度(极限强度除以比重)和比刚度(弹性模量除以比重)两个概念,则可见骨的比强度接近于工程上常用的低碳钢比强度,骨的比刚度约为低碳钢的 1/3。

另外,同一块骨的不同部分的力学性能是有差别的。如各种长骨在其管状部分的强度最高。即便是在骨的某一点上,各个方向上的力学性能也不相同,即具有明显的各向异性。骨中主要受力成分为无机盐和骨胶原纤维。骨的弹性模量介于它们两者的弹性模量之间。但是骨的抗拉和抗压强度既高于骨胶原,又高于磷酸盐。因为用来取得极限应力数据的磷酸盐试件是块状脆性体,其内部具有很大的初应力,所以在较低的外力下会发生破坏。但是骨骼中的磷酸盐是较细的针状结晶体,其内应力大大降低。就好像工程上采用的玻璃钢材料,其玻璃纤维的强度远高于块状玻璃那样。以针状无机盐结晶为核心,与骨胶原共同组成的复合材料结构是一种高强度承载物体。这种复合材料要求无机盐和骨胶原之间具有合适的比例。通常是 7:3。

骨的受力分析是固体力学研究的内容之一。分析时将骨看成弹性固体(有时还要考虑其粘弹性影响)。根据骨的几何特性,通常将长骨简化为柱(或梁柱)以研究其压缩、弯曲和稳定性。将锁骨看成受弯曲的梁,将颅骨看成壳体,将髋骨看成浅壳(或粗略地看成板),至于块状骨如跟骨、脊椎骨等则应按三维固体处理。由于骨在应力下变形较小,所以在许多情况下允许用柯西(Cauchy)应变公式来描述。

$$\varepsilon_{ij} = \frac{\partial u_i}{\partial x_j} + \frac{\partial u_j}{\partial x_i} \tag{1-1}$$

式中, x_i 和 x_j $(i,\ j=1,2,3)$ 为三个方向的坐标分量, u_i 和 u_j 为 x_i 和 x_j 方向的位移。

骨作为运动器官的一部分,在动物运动和维持姿态时都要承受外力。分析表明,骨以其合理的截面和外形而成为一个优良的

承力结构。

如果将胫骨截面与工字形梁这一理想抗弯截面进行比较，由图(1－5)可以看到：在承受绕 $y-y$ 轴的弯矩时，骨截面就像工字梁截面那样，其大部分材料远离中性轴。如果再考虑到骨还将承受绕 $x-x$ 轴的弯矩和绕纵轴的扭矩，应该说骨截面的形状更理想些。

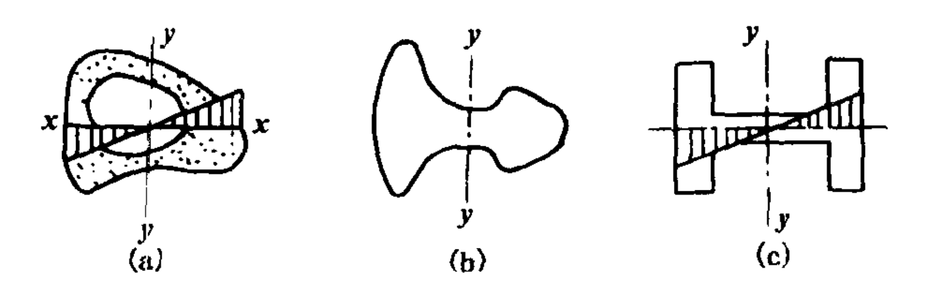


图 1－5　胫骨横截面与工字形梁横截面的比较
(a)胫骨的横截面及其弯曲应力分布　(b)胫骨的等效抗弯折算横截面；
(c)工字形梁的横截面

骨的外形也表明它具有合理的承力结构。图 1－6 给出了工程承力结构和骨结构的受力情况比较，可以看出在尺骨受载荷 P 作用时，其各个面上的弯矩数值均很小。从内部组织结构也可以看到骨具有合理的承力结构。由 x 射线可观察到骨中密度分布规律，由试片实验可知骨中强度分布规律。这两种分布具有一定的相关性。这种相关性是由于骨中的磷酸盐既有较大的密度又有较高的强度所引起的。但令人惊奇的是，从骨骼综合受力情况的分析来看，凡是骨骼中应力大的区域，也正好配上了它强度高的区域。图 1－6 给出了人下肢骨的传力路线。如与图 1－4 比较可以看到，骨小梁的排列方向和骨的传力方向很接近。为什么外形上很不规则，内部材料分布又很不均匀的骨结构却是一个理想的等强度最优结构？为什么骨能以较大密度和较高强度的材料配置在高应力区？目前被公认的能解释这种现象的理论是骨的功能适应性理论。

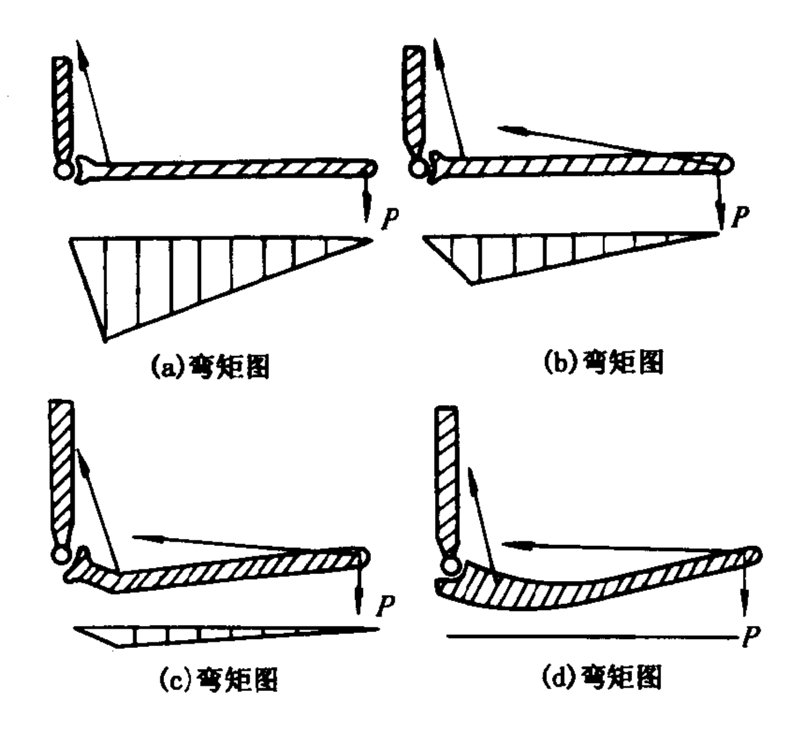


图 1-6　工程梁与尺骨承力情况比较

(a)悬臂梁上的弯矩图　(b)端部有支承反力梁的弯矩图

(c)将直梁改为曲梁后梁上的弯矩图

(d)具有腱拉力支持和理想曲度的尺骨弯矩图

骨的功能性理论把骨看成是一个具有反馈装置的控制系统。在经常的外力作用下,骨以一个合适的截面来承受这一外力。如果外力增加了,截面上与它平衡的应力也就相应地增加,增加后的获利刺激了骨使它内部组织发生两个方面的变化,一是截面积增长,一是截面上的单位面积抗载能力增强。这就保证了它能在新的情况下抵抗外力。如果外力数值下降,在骨截面上则出现相反的情况变化。

1.3　生物软组织及其力学性能

动物体的大部分组织是软组织。它包括了两大类。一类能自身产生主动力做功,称为主动软组织,其典型代表是肌。另一类软组织只能被动地承受外力,称为被动软组织。在后一类软组织中,

有一些是在受力下工作的(如皮肤、腱、血管和软骨等)。一般软组织的特点是柔软易变形,具有不同程度的抗拉强度,但不能抗弯和抗压。它们大多数富有弹性。许多软组织具有一定的预拉伸应力,例如一段动脉或一根腱被切断,它们就自动收缩。生物软组织材料与常用的金属材料之间的差别主要在于它具有明显的非线性,各向异性和粘弹性(包括滞后、蠕变和松弛特性)。

非线性是指生物软组织的应力-应变关系一般都不服从虎克定律。滞后性体现在软组织的加载应力-应变曲线与卸载应力-应变曲线不同。由图1-7可见,同样载荷下,卸载曲线的伸长比λ(受载下的长度与原来长度之比)要比加载过程中的λ值大。只有在卸掉较多载荷的情况下,才能恢复到原有载荷状态下的变形,材料的这一特性称为滞后性。这种软组织材料的应力-应变关系特性和金属材料的塑性特性又有所不同,只要完全消除载荷并经过一段时间后,它就能恢复到原有形状而无明显残余变形。软组织这种与常规弹性材料性质既相似又有所不同的特性称为"拟弹性"。考虑到这种特性,在研究软组织时,应对其加载及卸载过程分别进行分析,即

$$\sigma = f_1(\epsilon) \qquad 当\frac{d\lambda}{dt} > 0 时$$

和

$$\sigma = f_2(\epsilon) \qquad 当\frac{d\lambda}{dt} < 0 时$$

此处f_1和f_2分别代表加载和卸载的应力-应变关系。

软组织材料在循环载荷下具有趋近性,即软组织材料每个加载循环下的载荷-变形曲线都不相同,如图1-8所示。但图上的各次循环曲线也表明随着循环次数的增加,加载与卸载曲线之间的差别越来越小;两次循环之间的曲线在形状和距离上的差距也越来越小。因此对这一类材料的研究通常应包括两部分内容:一是对载荷-伸长关系趋于稳定过程的分析,一是对稳定后载荷-伸长规律的分析。研究前一部分内容需要进行多次重复加载,这

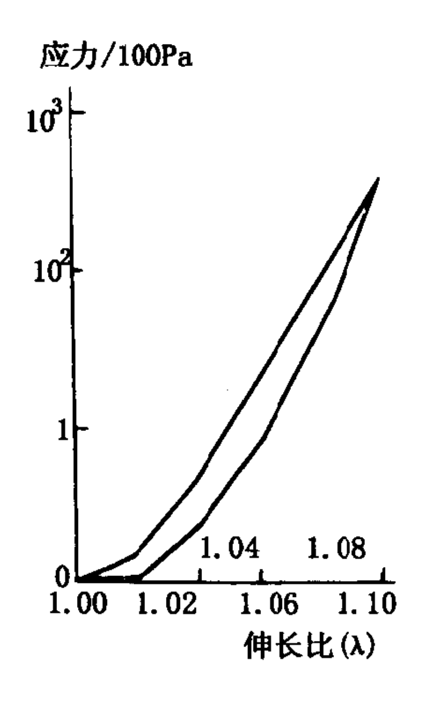


图 1-7　腱的载荷-变形关系

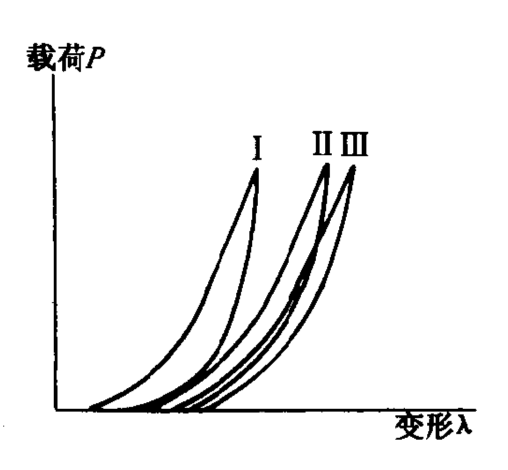


图 1-8　前交叉韧带的载荷-变形循环曲线(图中的Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ代表载荷循环的顺序)

种做法称为预调。不同种的材料或同一种材料的不同状态其预调过程均不相同,例如对血管来说,当有血液在其中流动时,预调过程只需要二、三次即可完成,但如管内无血液,则需要较多次数的预调。在经过充分预调之后所得到的载荷-伸长之间的稳定关系才能作为下一步骤研究的依据。如果将试件固定在一定变形之下,开始时材料内部有较大的应力,以后随时间的延长,该应力逐渐减小,这一过程称为松弛。如果对试件施加一个不变的载荷,则试件的变形将随着时间的延长而增长,这一过程称为蠕变。

软组织的力学性质(如滞后、松弛、蠕变、各向异性和非线性等)具有很大的个体差异,它随着动物的种类、年龄、经历等多种因素变化,并且还往往随着功能的需要而变化。因此要导出一个能反映上述变化和影响,同时又尽可能简单的公式是十分困难的。一般情况下必须通过简化得出解决某些特定问题的方法。

为研究软组织在单向受载下的本构关系,人们做过大量的实验。由于动物软组织的种类很多,性能的差别又很大,所以现有的

软组织力学数据仅能反映动物软组织的极小一部分情况。为此必须将试验和理论分析结合起来，力求使局部情况下得出的一些结果能可靠地应用到较大范围里去。由于软组织不能承受弯曲、压缩和扭转，所以只能得到有关拉伸的数据。

在建立本构关系时较简单的是采用拉格朗日所定义的应力

$$\sigma = \frac{P}{A_{ref}} \tag{1-2}$$

式中，A_{ref}为参考面积。在工程上的参考面积一般选无应力状态下的面积。但生物软组织太软，其无应力状态下的尺寸难以确定，所以常采用某个低应力状态下的面积作为参考面积，或者由几个低应力状态下的面积经外插得到无应力状态下的面积。建立本构关系时所用的应变常采用格林(Green)和圣维南(St. Venant)定义的应变。

$$\varepsilon_g = (\lambda^2 - 1)/2 \tag{1-3}$$

式中，$\lambda = L/L_{ref}$，此处的 L 为加载下的伸长，L_{ref}为参考长度，其所对应的应力状态应和参考面积所对应的状态相同。

许多生物材料的 $\sigma-\lambda$ 曲线的斜率 $\mathrm{d}\sigma/\mathrm{d}\lambda$ 随σ 的变化近似为一直线，因此可用常微分方程

$$\frac{\mathrm{d}\sigma}{\mathrm{d}\lambda} = \alpha(\sigma-\beta) \tag{1-4}$$

来表示。方程中的 α 与材料性质有关，如为线性材料，则 α 为常数，即 $\mathrm{d}\sigma/\mathrm{d}\lambda$ 为零或者说$\sigma = K\lambda$。

对方程(1-4)积分可得到：

$$\sigma + \beta = C\mathrm{e}^{\alpha\lambda} \tag{1-5}$$

式中的积分常数 C 可由变形过程中某个已知点的条件来确定。例如当 $\lambda = \lambda^*$ 时 $\sigma = \sigma^*$，则可由此解得 C，代入(1-5)后得到

$$\sigma = (\sigma_l^* + \beta)\mathrm{e}^{\alpha(\lambda-\lambda^*)} - \beta \tag{1-6}$$

β 值可由初始条件得到，如取无伸长的自然状态为初始状态，即当 $\lambda = 1$ 时 $\sigma = 0$，则代入(1-6)式后可解出 β 值

$$\beta = \frac{\sigma_l^* e^{-\alpha(\lambda^* - 1)}}{1 - e^{-\alpha(\lambda^* - 1)}} \tag{1-7}$$

实验表明,多数生物材料的本构关系往往由几段组成,其中有些段是按指数规律变化的。对许多软组织来说,即使是单向拉伸的应力－应变关系也不易得到,或是形式十分复杂,所以常常采用一些经验公式。

此外,由于每次软组织加载和卸载的应力－应变曲线不同,其应力与应变历史有关,但在全部卸除载荷并经过一段时间后,基本上不保留残余变形,所以生物软组织材料既不同于传统的弹性材料,也不同于金属塑性材料,它们属于粘弹性材料。健康动物的软组织在体或新鲜离体的情况下多属于粘弹性固体,其本构关系常常可用沃伊特(Voigt)或凯尔文(Kelvin)两种粘弹性固体模型来描述。对于较复杂的情况,则往往用上述两种模型与麦克斯韦(Maxwell)粘弹性流体模型的组合,或是其他更复杂的模型来描述。这三种模型的组成和本构关系如图 1－9 所示。上述模型均为线性模型,即在同一时间点上,外力和变形时间是线性关系。这对于解决小变形问题如在平衡基础上的小振幅振动是有效的,但对于生物组织在其功能范围内的大变形情况则不能适用。为此,冯元桢提出了解决生物组织大变形的软组织粘弹性准线性理论。

对于一个非线性粘弹性软组织,当试件承受阶跃伸长时,λ 由 1 突然增加到大于 1,此应力既随时间 t 而变化又是伸长比 λ 的函数,因此可用函数 $K(\lambda, t)$来表示,在粘弹性理论中它亦称为松弛函数。准线性理论假定此函数可以表示为两部分的乘积:

$$K(\lambda, t) = G(t)\, T^{(e)}(\lambda) \tag{1-8}$$

式中的 $G(t)$可反映历史影响,它具有性质

$$G(0) = 1 \tag{1-9}$$

即 $t = 0$ 时它不起作用,故称为归一松弛函数。$T^{(e)}(\lambda)$是 λ 的函数,称为弹性响应。由(1－8)可以看到,尽管应力－应变关系是非

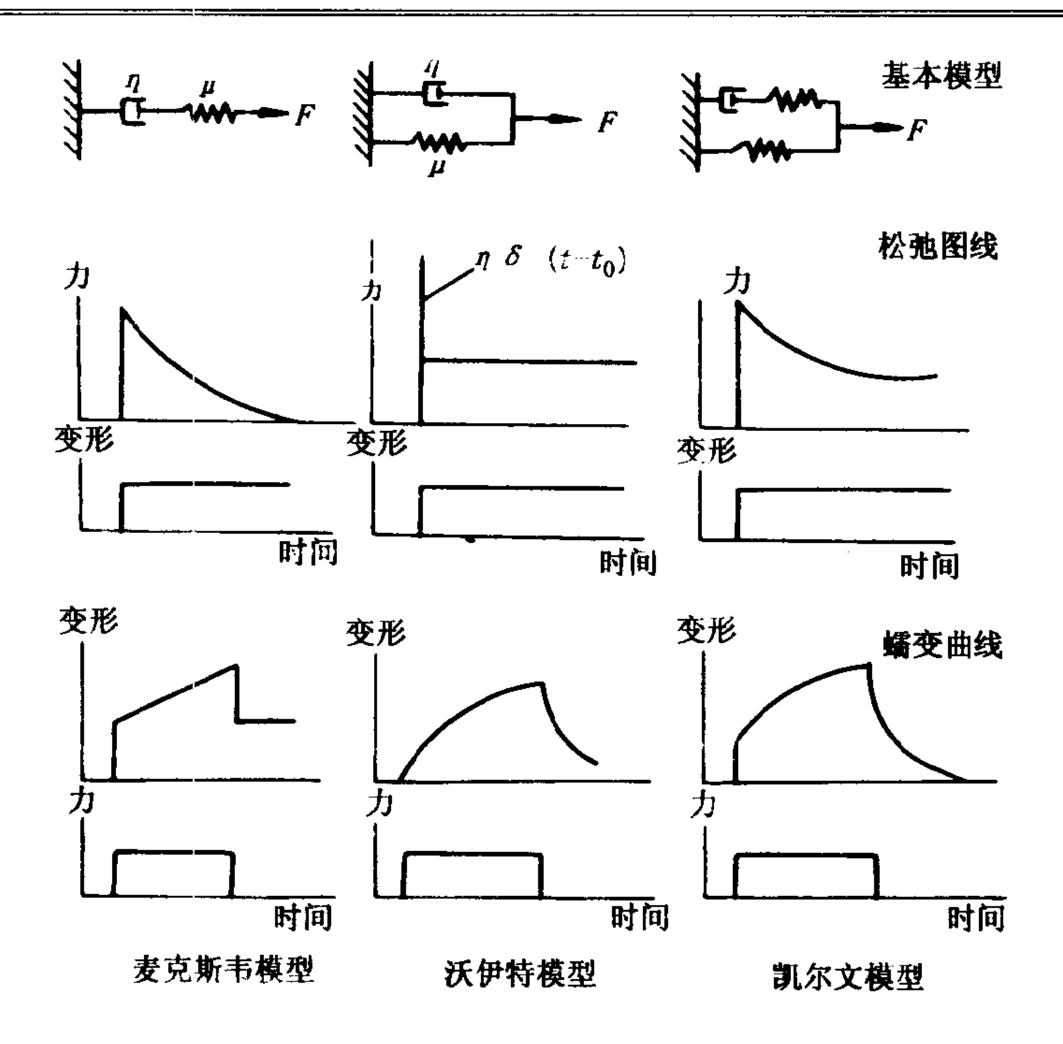


图 1－9　三种基本的粘弹性模型

线性的，但是应力与弹性反应 $T^{(e)}(\lambda)$之间的关系是线性的，而规一化函数 $G(t)$ 又不随变形而变化，所以这个系统可认为是准线性的。

在非阶跃的连续变形情况下，伸长比 λ 为 t 的连续函数，若在 $\tau(\tau<t)$时刻使试件伸长比突然增加一个微量 $\delta\lambda(\tau)$，则相应的应力改变是

$$G(t-\tau)\frac{\partial T^{(e)}[\lambda(\tau)]}{\partial\lambda}\delta\lambda(t)$$

根据迭加原理可将上式积分得到

$$\sigma(t)=\int_{-\infty}^{t}G(t-\tau)\frac{\partial T^{(e)}[\lambda(\tau)]}{\partial\lambda}=\frac{\partial\lambda(\tau)}{\partial\tau}\mathrm{d}\tau \tag{1-10}$$

它所表示的是时刻 t 的应力,而这个应力不仅取决于 t 时刻的环境,而且受到了 t 时刻以前各个时期环境的影响,因此积分下限取 $-\infty$。上式也可写成

$$\sigma(t) = \int_{-\infty}^{t} G(t-\tau)\dot{T}^{(e)}(\tau)\mathrm{d}\tau \qquad (1-11)$$

式中 $\dot{T}^{(e)}(\tau)$是 $T^{(e)}(\tau)$对时间的变化率。这也可以看出,应力能够用一个与弹性响应 $T^{(e)}$有关的线性定律来描述。函数 $T^{(e)}(\lambda)$的作用类似于应变在线性粘弹性理论中的作用。这样就可以将粘弹性理论和方法用于此种假想材料。

如果运动是从 $t=0$ 开始,当 $t<0$ 时,$\lambda=1$,$\sigma(t)=0$,则有

$$\sigma(t) = T^{(e)}(0^+)G(t) + \int_0^t G(t-\tau)\frac{\partial T^{(e)}[\lambda(\tau)]}{\partial\lambda}\mathrm{d}\tau \qquad (1-12)$$

如果$\partial T^{(e)}/\partial t$;$\partial G/\partial t$ 在 $0\leqslant t<\infty$上连续可微,则上面方程经分部积分得到

$$\sigma(t) = G(0)T^{(e)}[\lambda(t)] + \int_0^t T^{(e)}\lambda(t-\tau)\frac{\partial G(\tau)}{\partial\tau}\mathrm{d}\tau \qquad (1-13)$$

因为 $G(0)=1$,所以任何时刻 t 的应力等于瞬时应力响应 $T^{(e)}[\lambda(t)]$和一个与应力变化历史过程有关的量的和。因此需要求出弹性响应 $T^{(e)}$与历史效应 $G(t)$。

弹性响应被定义为试件作阶跃伸长时组织中产生的瞬间应力。可以想到,要在实验室中测出完全符合上述定义的弹性响应 $T^{(e)}[\lambda(t)]$是很困难的,因为当加载速度很大时,瞬间应力波会在试件中来回反射,使应力记录发生混乱。但是对大多数软组织材料而言,在相当大的应变率变化范围内,加载时的应力响应对加载速度并不太敏感,所以,只要具有一定高的加载速度的应力响应,就可以作为 $T^{(e)}[\lambda(t)]$的近似值。这也可以用数学来证明。设在时间间隔$[0,\varepsilon]$内物体伸长比由 1 变为 λ,按(1-14)可得到:

$$\sigma(\varepsilon) = T^{(e)}(\lambda) + \int_0^{\varepsilon} T^{(e)}[\lambda(\varepsilon - \tau)] \frac{\partial G(\tau)}{\partial \tau} \mathrm{d}\tau \qquad (1-14)$$

因为 $G(t)$ 是单减函数,故在$[0,\varepsilon]$区间内被积函数的符号不会改变。应用积分中值定理可得

$$\sigma(\varepsilon) = T^{(e)}(\lambda)\left[1 - \varepsilon \frac{\partial G(t)}{\partial \tau}\bigg|_{\tau = c}\right] \quad 0 \leqslant c \leqslant \varepsilon \qquad (1-15)$$

只要时间间隔足够短,便可认为 $\varepsilon \to 0$,即

$$\lim_{\varepsilon \to 0} \sigma(\varepsilon) = T^{(e)}[\lambda(\varepsilon)] \qquad (1-16)$$

为了得到归一化松弛函数(历史效应)$G(t)$,方法之一是将它表示成指数函数之和

$$G(t) = \frac{\sum C_i \mathrm{e}^{-\nu_i t}}{\sum \mathrm{e}_i} \qquad (1-17)$$

式中的 ν_i 和 c_i 均为常数,通过一系列的实验可以确定。不过由于松弛的时间不易确定,因此结果的分散度往往较大。又不同材料做出的曲线差别就可能更大。实际表明:指数和幅值对实验数据的微小变化可能十分敏感,并且往往难以用最小二乘法或其它统计方法来消除。对于一些活组织,甚至有 $t \to \infty$ 而 $G(t) \to 0$ 的趋势。因此即便是较长一段时间的测量也很难看出 $G(t)$ 趋向于某一定值。在许多情况下,要通过综合分析静态持续载荷下的蠕变和松弛以及振动载荷下的频率和阻尼特性来确定松弛函数。

目前也往往将软组织材料化为粘弹性模型来研究。应该注意的是,许多软组织的应力 - 应变关系曲线对加载速度并不敏感,所以较多的是取凯尔文模型或其他更复杂的模型。

1.4 骨连结及其力学性能

骨与骨之间的连结装置叫骨连结。按照人体各部连结的构造和机能,可分为直接连结和间接连结(图 1 - 10)。

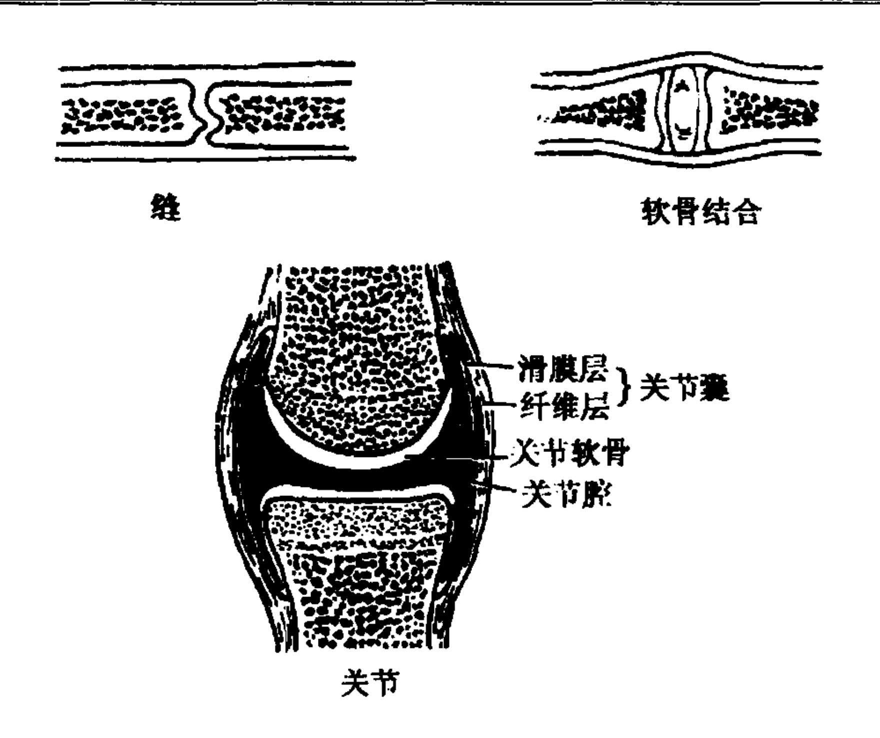


图 1 - 10　骨连结的分类和构造

1.4.1　直接连结

两骨间借纤维结蒂组织或软骨相连，其间无间隙，不活动或仅有少许活动。根据骨间连结组织的不同，直接连结分为纤维连结和软骨连结。

1.4.2　间接连结

间接连结又称关节，其特点是两骨之间借膜性囊互相连结，其间具有腔隙，有较大的活动性。

1.4.2.1　关节的结构

关节的结构分为主要结构和辅助结构两部分。关节的主要结构包括关节面、关节囊和关节腔(图 1 - 10)。关节面是两骨相互接触的光滑面，通常一骨形成凸面，称关节头；另一骨形成凹面，称关节窝。关节面覆盖一层关节软骨，关节软骨很光滑，可以减少运动时的摩擦，同时软骨富有弹性，可以减缓运动时的冲击。关节囊有结蒂组织构成，在结构上可分为内外两层。纤维层为外层，有致

密结蒂组织构成,附着于关节面周围的骨面上,并与骨膜相连。滑膜层居内层,薄而光滑,由疏松结缔组织组成,紧贴纤维层的内面,并附着于关节软骨的周缘。滑膜层内有丰富的血管网,能产生滑液,以减少关节运动时关节软骨的摩擦。关节腔为关节囊滑膜层与关节软骨之间所围成的窄隙,内含有少量滑液。关节腔密闭呈负压,对维持关节的稳固性有一定作用。关节的辅助结构包括韧带、关节内软骨和关节唇。韧带呈束状或膜状,连于相邻软骨之间,由致密纤维结蒂组织束构成,可加强关节的稳固性。关节内软骨由纤维软骨构成,位于两骨关节面之间,有关节盘和关节半月板两种,能增加关节的弹性,减少对骨面的冲击,并可使两骨关节面互相适应,更有利于关节的运动。关节唇是附着于关节窝周缘的纤维软骨环,有加深关节窝,增加关节稳固性的作用。

1.4.2.2 关节的运动

关节的运动与关节面的形态有密切关系,其运动的形式基本上可按照关节的三种轴而分为三组拮抗性的动作。曲与伸指关节沿冠状轴进行的运动。运动时两骨互相靠拢,角度缩小的称曲;相反,角度加大的则称伸。内收和外展通常是指关节沿矢状轴的运动。运动时骨向正中面靠拢者,称为内收(或收);反之,离开正中面者称外展(或展)。骨环绕垂直轴进行的运动,称旋转。骨的前面转向内侧的运动称为旋内;反之,旋向外侧的运动称为旋外。在前臂,桡骨是围绕通过桡骨头和尺骨头的轴线旋转的,其“旋内”即将手掌向内侧转,手背转向前方的运动,又称为旋前;其“旋外”即将手掌恢复到向前,手背转向后方的运动,又称为旋后。凡二轴或三轴关节可作环转运动,即关节头原位转动,骨的远端可作圆周运动,运动时全骨描绘成一圆锥形的轨迹。环转运动实为屈、展、伸、收的依次连续运动。

1.4.3 关节软骨的力学性能

软骨在脊椎动物体内分布很广。胚胎早期,绝大多数骨都是

软骨,以后逐渐由无机盐沉积而变成骨。成年人的软骨主要存在于关节、胸肋、呼吸道、耳廓、锥间盘及其它许多地方。其功能主要为润滑、受力与减震。从力学性质来看,它基本上属于软组织范畴。

软骨是一种多孔的粘弹性材料,其组织间隙中充满着液体。在受拉伸应力下间隙扩大,液体流入,压缩时则液体被挤出。软骨中没有血管,它正是靠这种应力下液体的流动来保正营养的供应。由于软骨的应力影响着它当中的流体含量,而流体含量又影响着软骨的力学性质,因此问题的分析变的复杂化了。

关节软骨实验表明,它具有明显的滞后环,并且应力峰值随应变率的增大而略有增长。关节软骨对应变率的敏感程度大致是中等水平。软骨一般在经过预调后其性能会趋于稳定,如图1-11所示,经过9~10次预调之后,应力-时间曲线的形状不再有明显的变化。

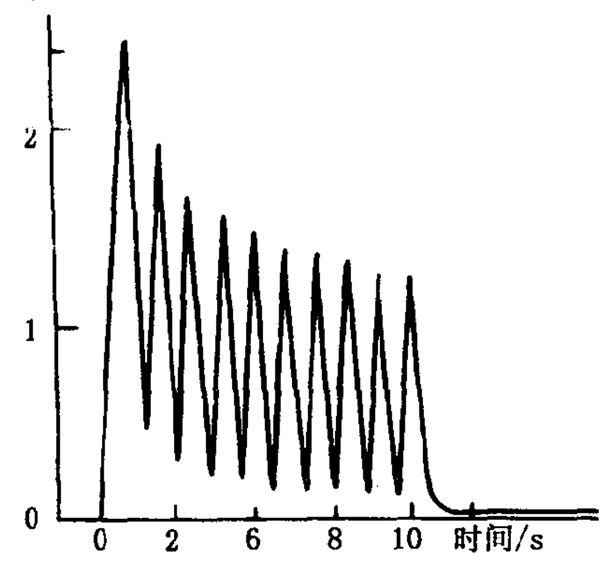
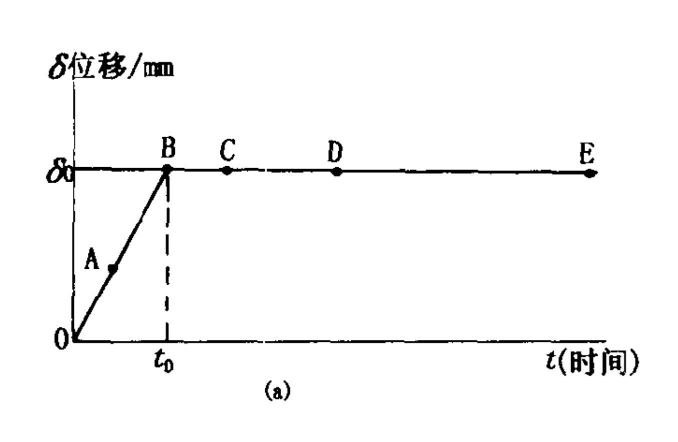
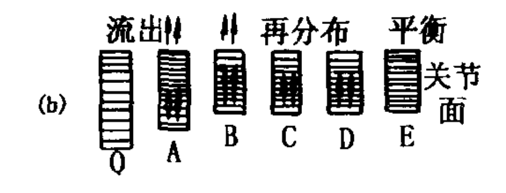


图1-11　牛股骨的构造软骨对周期性拉伸($\lambda=1.07\sim1.10$)的应力反应

一些软骨的受压试验表明,它具有明显的应力松弛现象,并且能在短时间内迅速松弛,这是因为在压力下液体被迅速挤出而造成的。图1-12反映了压缩过程中在出现位移的情况下,软骨内流体流动情况和应力松弛情况。其中图(a)表示了位移的变化过程,OAB段是压缩阶段,BCDE段是保持位移阶段。图(b)是对应于O、A……E的各个阶段下液体的流动情况。图(c)是相应的应力变化过程。

软骨中的应力松弛与变形量的大小有关,例如在伸长比$\lambda=1.05$时,应力在15分钟内已基本完成松弛过程,但当$\lambda=1.6\sim1.29$时,应力松弛过程延续到100分钟仍未结束,因此松弛函数





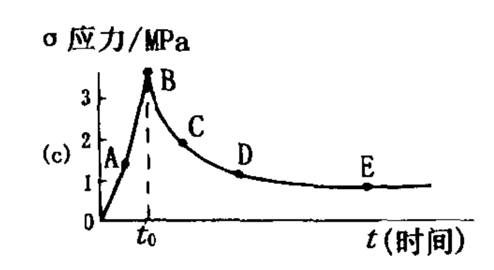


图 1-12 软骨压缩应力松弛图

(a)位移随时间变化曲线 (b)组织内液体流动示意图 (c)应力松弛曲线

应该同时与时间、应变 ε 的大小有关。

根据准线性理论可以写出松弛函数式

$$\Phi = \Phi[\varepsilon(t), t] = G(t)s^{(e)}[\varepsilon(t)] \tag{1-18}$$

式中 $s^{(e)}[\varepsilon(t)]$是弹性响应,$G(t)$ 是归一化松弛函数。对于 t 时刻的应力由积分得到

$$\begin{aligned}\sigma(t) &= \int_{-\infty}^{t} G(t-\tau)\dot{s}^{(e)}(\tau)\mathrm{d}\tau \\ &= s^{(e)}[\varepsilon(t)] - \int_0^t \frac{\partial G(t-\tau)}{\partial \tau} s^{(e)}(\tau)\mathrm{d}\tau\end{aligned} \tag{1-19}$$

只要模型中力学性能函数 $G(t)$和 $s^{(e)}[\varepsilon(t)]$被确定,则应力函数 $\sigma(t)$可以得到。图 1-13 给出了软骨 $G(t)$ 变化的试验数据。$G(t)$ 值还可以由公式

$$G(t) = [1 + c\{E_1(t/\tau_2) - E_1(t/\tau_1)\}]/[1 + c\log(\tau_2/\tau_1)] \tag{1-20}$$

求得。式中 E_1 为指数积分函数,c,τ_1,τ_2 为材料常数,由最小二乘法得到软骨的 $c = 2.02$、$\tau_1 = 0.006\mathrm{s}$、$\tau_2 = 8.38\mathrm{s}$。

对于弹性响应 $S^{(e)}$,可假设它为一幂级数

$$S^{(e)} = \sum_{i=1}^{n} a_i E^i \tag{1-21}$$

将它与前面得到的 $G(t)$ 值共同代人(1-19)式即得到一个线性方程组。可以解得系数 a_i,例如取两项时($n=2$),得到 $a_1=3\ 000$ N/cm^2,$a_2=5\ 600$N/cm^2。在图 1-14 中对理论结果和实验数据进行了比较。

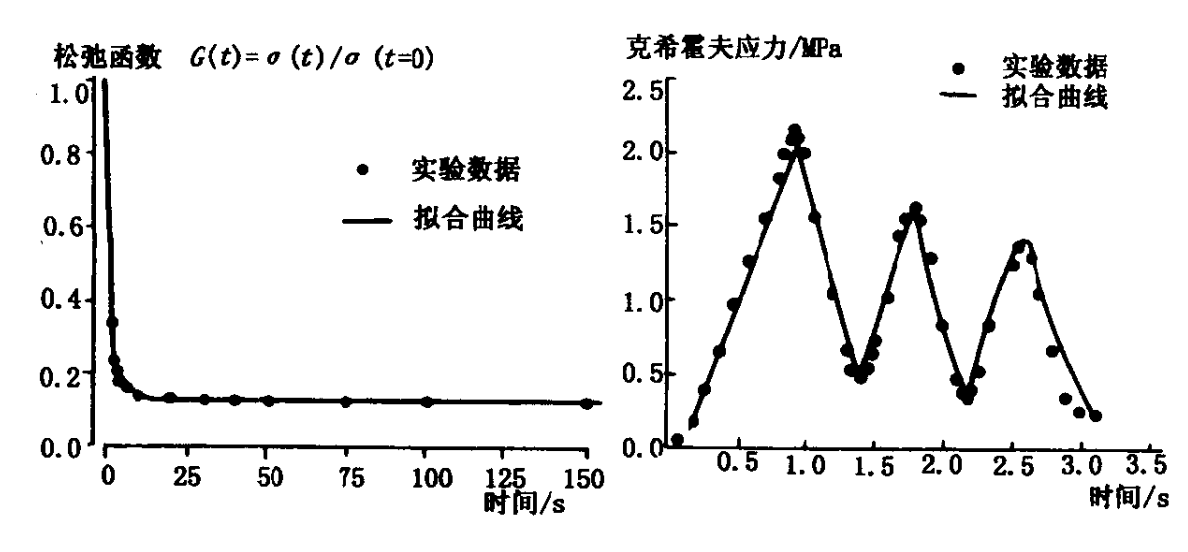


图 1-13　由准线性理论拟合的构造软骨实验数据

图 1-14　在加载-卸载的前三个循环中理论数据与实验数据结果的比较

1.5　肌及其力学性能

根据肌组织构造和功能的不同,可将人体的肌分为平滑肌、心肌和骨骼肌三种。平滑肌主要构成内脏和血管的壁,心肌构成心壁,两者都不随人的意志收缩,故称为不随意肌。骨骼肌分布于头、颈、躯干和四肢,通常附着于骨,随人的意志收缩,又称随意肌。这里主要讨论骨骼肌(图 1-15,16)。

1.5.1　肌的形态和构造

肌的形态多种多样,可概括地分为长肌、短肌、阔肌和轮匝肌四种(图 1-17)。长肌多见于四肢,收缩时肌显著缩短而引起大幅度的运动。有的长肌有两个以上的起始头,依其头数被称为二

图 1－15 全身肌的分布(前面)

图 1－16 全身肌的分布(后面)

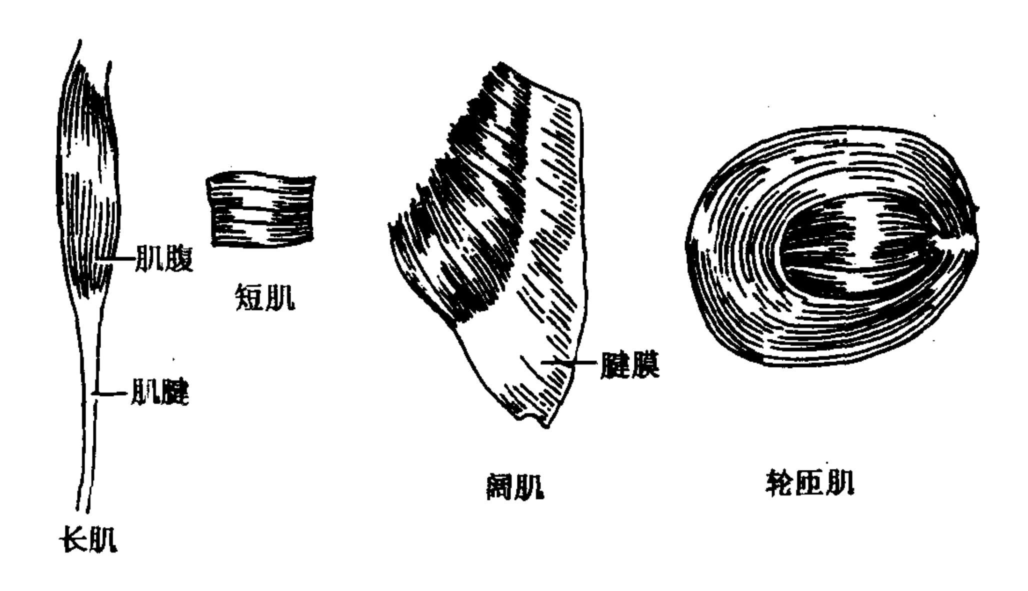


图 1－17 肌的形态

头肌、三头肌和四头肌。短肌多分布于躯干的深层,具有明显的节段性,收缩时运动幅度较小。阔肌扁而薄,多分布于胸、腹壁,收缩是除运动躯干外,还对内脏起保护和支持作用。轮匝肌多呈环形,位于孔、裂的周围,收缩时使孔裂关闭。

每块骨骼肌都由肌腹和肌腱两部分构成。肌腹主要由肌纤维组成,柔软而有收缩能力。肌腱主要由腱纤维构成,色白、强韧而无收缩能力,位于肌腹的两端。肌腹以腱附着于骨。长肌的肌腹呈梭形,两端的腱较细小,呈索条状。阔肌的肌腹和腱均呈薄片状,阔肌的腱称腱膜。

骨骼肌与骨、腱连结共同组成运动器官,其作用除了被动地承受、传递外力以外,还能够执行神经系统下达的指令,使身体发生运动。在此,骨的功能是承受压应力和弯曲应力,骨骼肌的主要功能是通过主动收缩使自身出现拉应力,而后将此力通过腱传到骨上,造成身体的运动(图 1－18)。由于骨骼肌可以按照动物的意志运动,所以称其为随意肌。又由于它在显微镜的观察下呈现出横向条纹,故也称横纹肌或条纹肌。骨骼肌的运动机理曾引起许多学者的兴趣,随着显微技术的发展,这个奥秘开始被揭开。

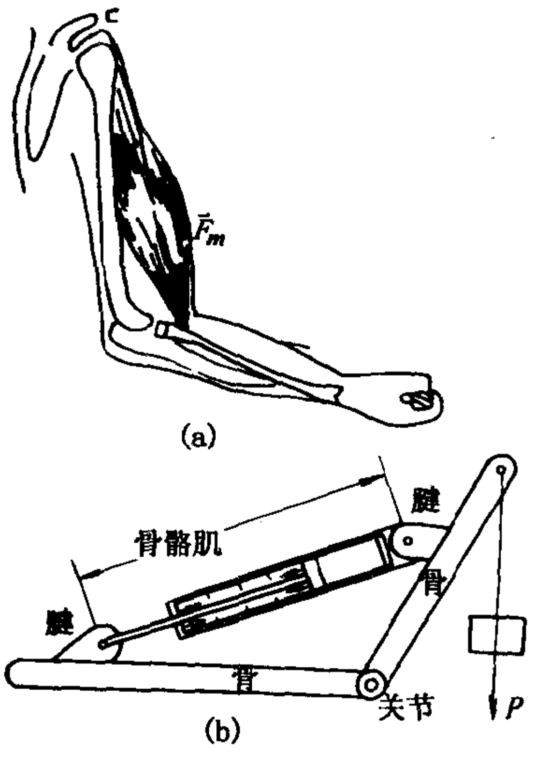


图 1－18　骨骼肌运动模拟
(a)骨骼肌的解剖学模型
(b)骨骼肌的力学模型

骨骼肌的每块肌肉外面包裹着一层较厚的结缔组织膜,称为肌外膜。内部排列着许多肌束。每个肌束外部被一层由胶原纤维和弹性纤维混合而成的结缔组织膜所包裹,此结缔组织称为肌束膜。肌束中包含着无数肌纤维,它被认为是构成肌肉的基本单位。

其外部被称为肌内膜的结缔组织膜所包裹。骨骼肌的构造情况如图 1-19 所示。

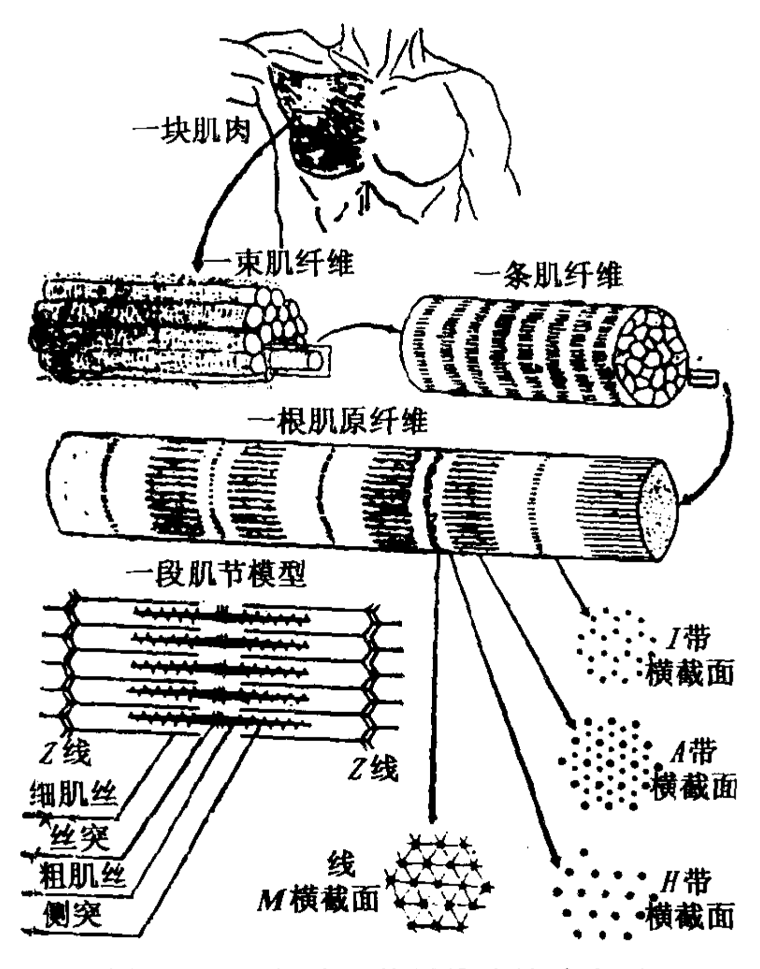


图 1-19 骨骼肌的纤维连续放大图

肌纤维是一种多核细胞，呈长圆柱型或长梭柱型。人体的肌纤维最短约 1mm，最长达 125mm，通常在 3~40mm 之间。肌纤维的一端或肌腱相连中止于骨面。肌纤维的直径（或宽度）范围是 10~100μm。对于一个人来说，通过锻炼或体力劳动会使其某些部分的肌纤维的直径增大，但并不能使肌纤维的数量增多。肌纤维是由肌膜、细胞核、肌浆和肌原纤维所组成。肌膜是包在肌纤维外面的一层匀质薄膜，亦称肌内膜，主要由结缔组织构成，较透明、富有弹性、不易着色。它分为两层：外层叫基膜，由粘多糖蛋白和极细的网状纤维构成，内膜叫包膜，由蛋白质与类脂质组成，其成分和多数细胞膜相近。每个骨骼肌的肌纤维都是一个多核细胞

(较长的有数百个细胞核)。细胞核多为椭圆形,靠近肌膜呈纵行排列或螺旋排列。肌浆是含肌红蛋白的均匀物质。根据肌浆中线粒体肌红蛋白含量,可将肌纤维分为红纤维和白纤维。肌浆中含有丰富的线粒体(肌粒),可在肌肉活动期生成三磷酸腺苷(ATP),为肌肉收缩提供能量。肌浆内还有脂肪滴和糖元颗粒。肌原纤维在骨骼肌中含量最多,是直径为 1～2μm 的细丝,平行地排列在肌浆中。

在显微镜下可以看到肌原纤维的构造。每条肌纤维都有明暗相间的横纹。横纹的排列呈周期性。高倍放大下可看到两类条带(如图 1－20 所示):*A* 带比较暗淡,称暗带,在肌肉收缩时保持着不变的宽度(约 1.5μm)。在该带的中央有一条颜色稍亮的窄带称为 *H* 带,在 *H* 带的正中有一条颜色很暗的线称为 *M* 线(也叫中线),是由 *M* 膜所形成。*I* 带比较明亮,又称明带。当肌纤维舒张时变的较宽(约 0.8μm),它收缩时变的很窄。*I* 带中间有一条颜色很深的线叫 *Z* 线,是由 *Z* 膜所形成,亦称间线。两条相邻的间线之间的部分称为肌结。每个肌结长约 2～3μm,其两端为明带而中间为暗带。无数个长度大体上相同的肌结沿轴向串联就组成了肌原纤维。

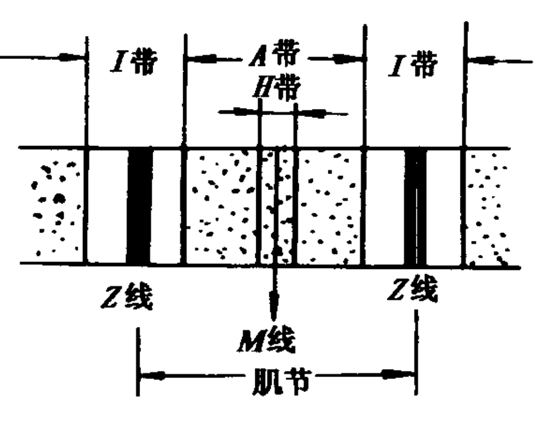


图 1－20　骨骼肌的微观条带

在电子显微镜下可以看到肌微丝。每个肌结都是由许多更细的肌微丝平行排列所构成。这些肌微丝可分为细肌丝和粗肌丝两类。细肌丝又称肌动蛋白丝,长约 2μm,直径约 0.005μm,固定在 *Z* 膜上。每根细肌丝的一部分位于 *I* 带,另一部分在 *A* 带内滑动,但在 *H* 带内无细肌丝。粗肌丝又称肌球蛋白丝,长约 1.5μm,直径 0.01μm,主要存在于 *A* 带并固定于 *M* 膜上。这两类肌纤维平行地排列着,在横向保持着一定的距离并且相互穿插(图 1－

19)。在明亮的 *I* 带内仅有细肌丝,稍亮一些的 *H* 带内只有粗肌丝,而 *A* 带中暗的部分有两种肌丝。每一条粗肌丝都被六条细肌丝所包围。粗肌丝延长轴方向每隔一定距离(约 0.006 ~ 0.007μm)伸出一组横突(沿粗肌丝一周有六个横突)。粗肌丝靠这些横突与周围的六条细肌丝相连构成横桥系统。在 *M* 线(膜)的粗肌丝伸出了一些细微丝突,所以光线很暗。*Z* 线(*Z* 膜)附近的细肌丝较粗并分出许多细枝,称为 *Z* 微丝。来自两侧的 *Z* 微丝在 *Z* 膜上交叉重叠形成锯齿状的构架系统使细丝在横向连结起来,所以 *Z* 线处的色泽也较暗。

1.5.2 肌的起止和作用

肌一般都以两端附着于骨,中间跨过一个或几个关节。肌收缩时,通常一骨的位置相对固定,另一骨的位置相对移动。肌在固定骨上的附着点,称定点或起点;在移动骨上的附着点称动点或止点(图 1-21)。起点和止点是相对的,在一定条件下两者可以互换,即当移动骨被固定时,在肌的收缩牵引下,固定骨则变为移动骨,如此,原来的动点(止点)就变成定点(起点);而原来的定点(起点)则变成了动点(止点)。

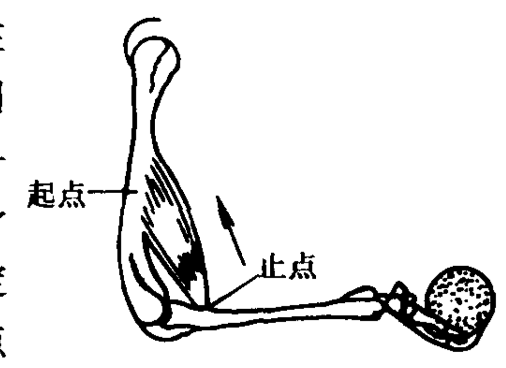


图 1-21 肌的起止点

1.5.3 肌的辅助装置

肌的辅助装置为筋膜、滑膜囊和腱鞘等。这些结构有保护和辅助肌活动的作用。筋膜位于肌的表面,分为浅筋膜和深筋膜两种。浅筋膜位于皮下,又称皮下筋膜,由疏松组织构成,其内含有脂肪、浅静脉、皮神经以及浅淋巴结和淋巴管等。脂肪的多少因身体部位、性别和营养状况而不同。深筋膜位于浅筋膜深面,又称固有筋膜,由致密结蒂组织构成,遍及全身且互相连续。深筋膜包被

肌或肌群、腺体、大血管和神经等形成筋膜鞘。四肢的深筋膜深入肌群之间与骨相连，分隔肌群，称肌间隔。滑膜囊为一密闭的结缔组织扁囊，有的与关节相通，有的则独立存在。其大小有直径几毫米至几厘米。囊腔内含少量滑液。多存在于皮肤、肌、肌腱、韧带与骨面之间，其作用为增加润滑、减小摩擦、促进运动的灵活性。腱鞘包于某些长肌表面，多位于手足摩擦较大的部位。腱鞘由外层的腱纤维鞘和内层的腱滑膜鞘共同组成。腱滑膜鞘呈双层套管状，分内、外两层。内层紧包于肌腱的表面；外层紧贴于腱纤维鞘的内面。内、外两层之间含有少量滑液。内、外两层相互移动的部分，称腱系膜，内有血管、神经通过。腱鞘可起约束肌腱的作用，并可减少肌腱在运动时的摩擦。（图 1－22,23）

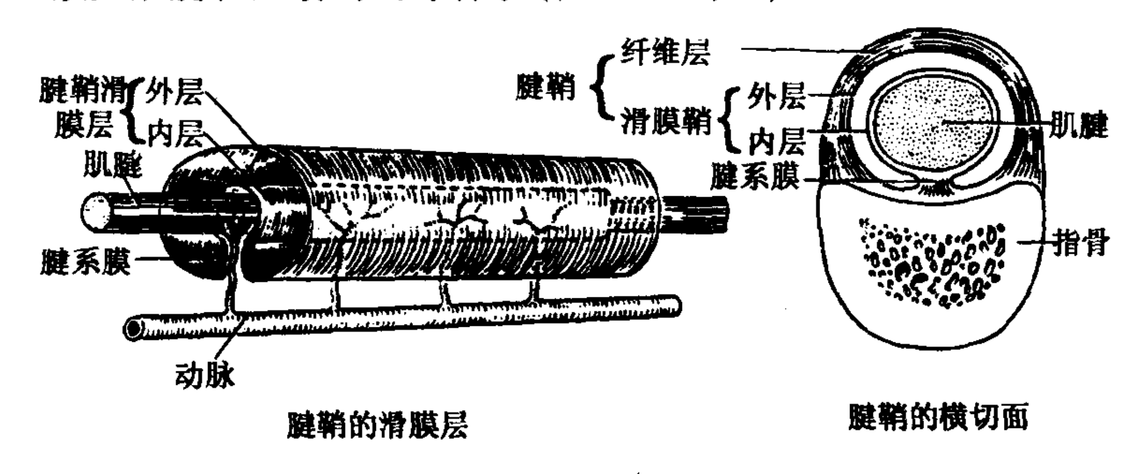


图 1－22　腱鞘示意图

1.5.4　肌的力学性能

肌与前面所述的软组织不同，在神经的控制下，它能使化学能在体温下转化为机械能。通过自身主动收缩而造成动物体的机械运动。动物的肌肉有三类：骨骼肌、心肌和平滑肌。它们的组织成分相同，收缩的生化机理相近，但在结构、功能和力学性质上有着许多差别。

肌纤维的收缩机理曾经是一个长期被人们探索的问题，随着电子显微镜和 X 射线衍射技术的应用，生物化学的发展，使人们

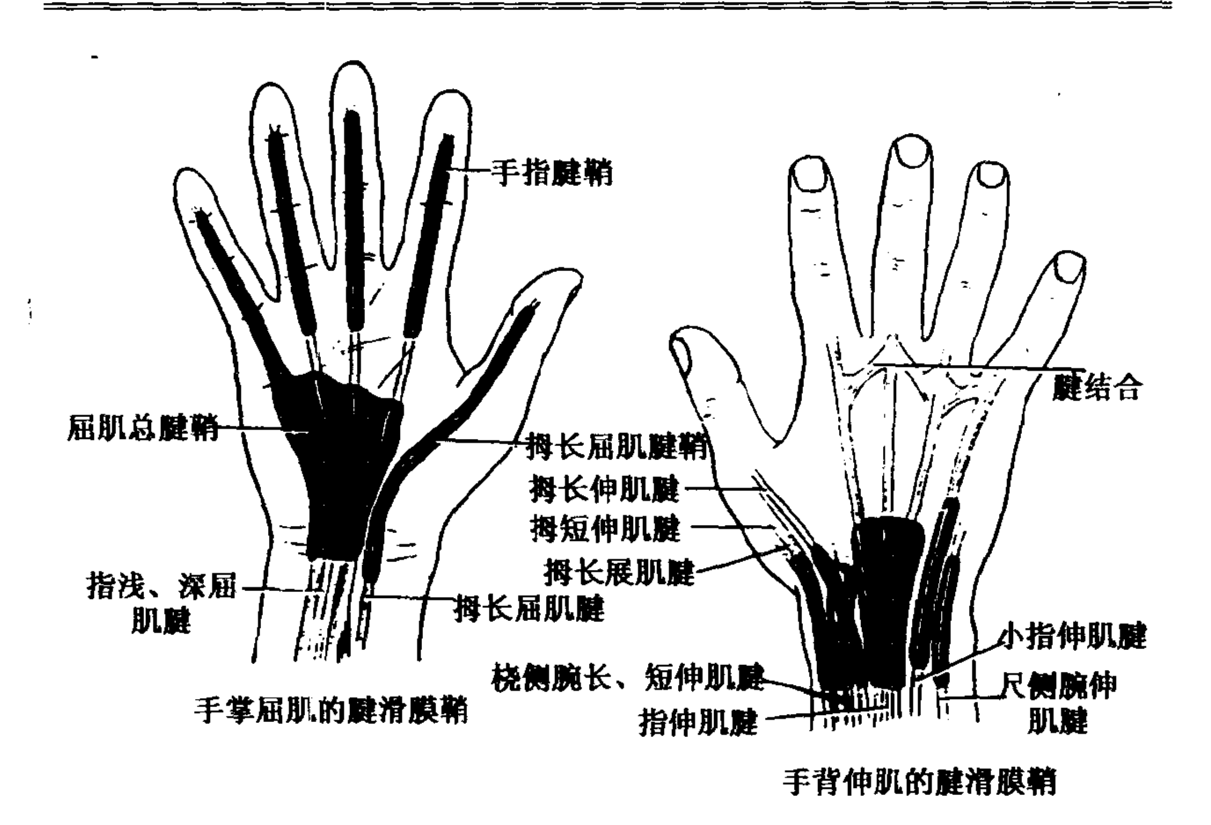


图 1 - 23 手的腱滑膜鞘

对骨骼肌纤维的微观构造和化学成分有了突破性的认识。在此基础上对肌纤维的收缩机理提出了不同的理论。目前被广泛接受的是汉森(Hanson)和赫斯莱(Husley)提出的肌丝滑动学说。这一学说认为:当肌纤维收缩或伸长时,两种肌丝的长度均不改变,但收缩时通过相互之间的滑行使重叠部分增加。此时 *I* 带缩短,整个肌肉的长度也因此变短。拉伸情况则与此相反(图 1 - 24)。由于在收缩状态下细肌丝与粗肌丝之间的重叠部分较多,所以肌肉越是收缩,承载荷的能力就越强,因此所有肌肉在休息时都是处于部分收缩状态。当肌肉完全收缩时,比休息状态还要再缩短 1/3 至 1/2。

一般工程材料在工作范围内其抗拉伸的能力总是随着伸长而增长,但肌肉则正好相反。这个现象被称为韦伯(Weber)矛盾现象。随着年龄的增长,这个现象变的不明显了。为了进行比较,在图 1 - 25 中同时画出了肌肉和工程材料(橡皮)的拉力 - 变形曲线。

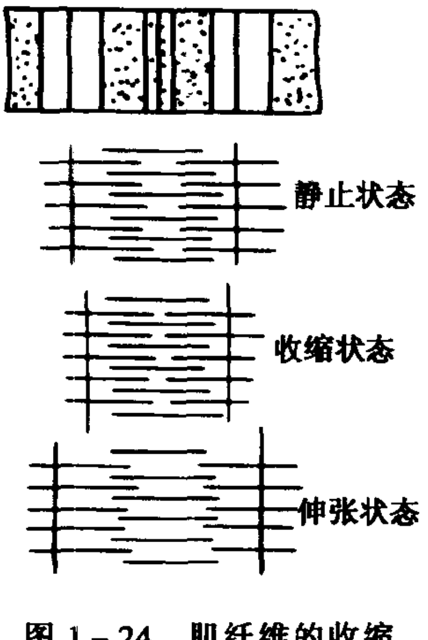


图 1-24　肌纤维的收缩与伸张模型

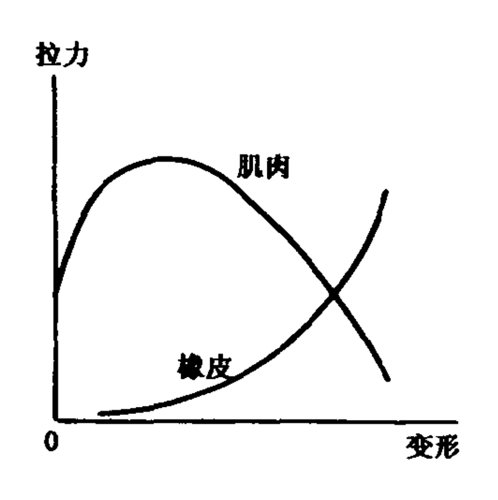


图 1-25　肌肉与橡皮的拉力-变形曲线

观察发现,在神经脉冲、电脉冲或化学药品的刺激下,肌肉将自动收缩产生拉力。每次激发可持续数十至数百毫秒。骨骼肌的特点是刺激频率越高,产生的收缩力越大。当频率足够大时(例如高于 100Hz),拉力有可能达到最大值,此后不再随频率而变化,也不随时间而改变(图 1-26),这种状态叫挛缩。有关骨骼肌的力学性质实验大都是在挛缩状态下进行的。挛缩时的最大拉力 T_0 随着固定时肌节长度 L_0 而变化。以青蛙的缝匠肌为例。它在松弛状态下肌节长度约为 2.1μm,若使其肌节长度固定在 $L_0=2.0\sim2.3\mu m$ 的范围内,则 T_0 可达最大值,而且不随 L_0 变化。当 L_0 小于 2.0μm,则 T_0 随 L_0 的增大而上升,若 L_0 大于 2.3μm,则 T_0 随 L_0 的增大而下降。图 1-27 是 T_0 随着 L_0 变化的曲线。

本世纪 30 年代,希尔用青蛙的缝匠肌进行了实验。他将试件两端夹紧,始终保持着长度为 L_0,以足够的频率和电压加以刺激,使肌肉挛缩产生拉力 T_0,而后将肌肉一端适当放松,使其拉力降为 T,则肌肉以速度 v 收缩。希尔研究了此运动过程的能量关系。若 G 表示肌纤维在单位时间内提供的总能量,D 是单位时间

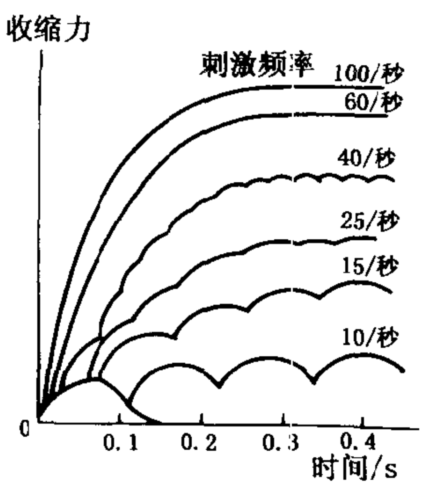


图 1-26 振动频率对骨骼肌收缩力的影响

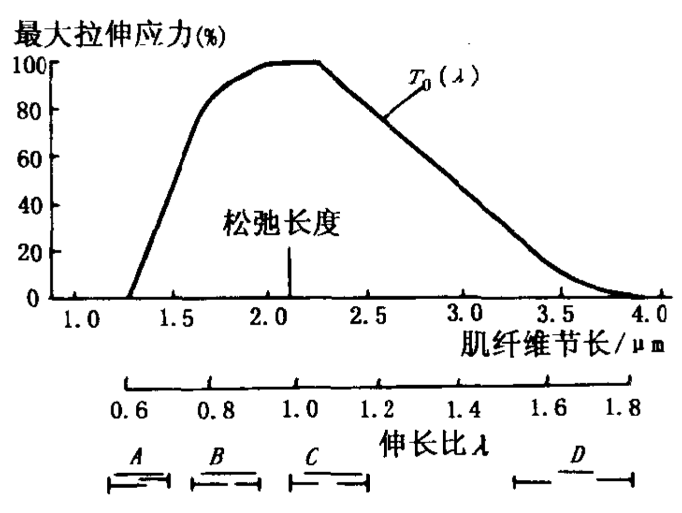


图 1-27 蛙缝匠肌纤维在等长收缩过程中的极限拉力-长度变化曲线

内散失的热能，S 是单位时间内肌肉收缩所需的能量，P 是克服拉力 T 发生运动的功率($P = Tv$)。根据能量守恒定律可以得到

$$G = D + S + P \tag{1-22}$$

在长度改变的过程中测出 G 和 D，并由此得到 $S + P$ 的经验公式

$$S + P = G - D = b(T_0 - T) \tag{1-23}$$

式中 b 为常数。进一步再假定单位时间内肌肉收缩的能量与收缩速度成正比

$$S = av$$

式中 a 为常数，将 P 和 S 代入(1-23)后得到

$$b(T_0 - T) = (a + T)v \tag{1-24}$$

或

$$(a + T)(v + b) = b(T_0 + a) \tag{1-25}$$

这就是著名的希尔方程。图 1-28 作出了此方程曲线与实验结果(图上以黑点表示)的比较，可以看到它们之间比较一致。

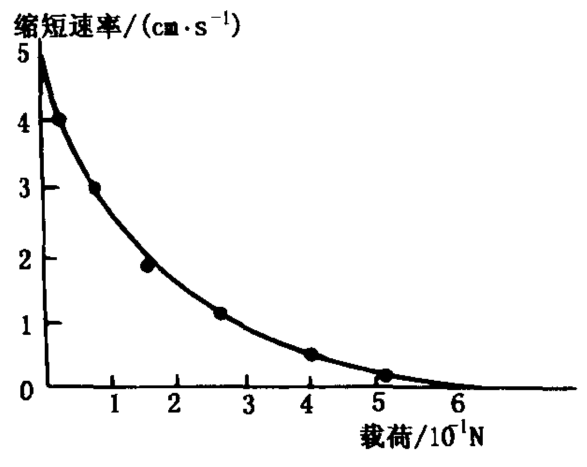


图 1-28 希尔方程曲线与挛缩下的蛙缝匠肌快速释放实验数据的比较

希尔方程也可改写为下列形式:

$$v = b\frac{T_0 - T}{T + a} \tag{1-26}$$

或

$$\frac{T}{T_0} = \frac{1 - \frac{v}{v_0}}{1 + c\frac{v}{v_0}} \tag{1-27}$$

式中 $c = T_0/a$。

希尔方程的建立对肌肉力学的研究起了很大的作用,但它也有不足之处,如未能考虑肌肉的粘弹性。另外它至今仅被高频刺激所证实。

改进希尔方程的一个途径是引入松弛函数。如设速度函数为 $V(t)$,拉力函数 $T(t) = \frac{1}{T_0}$,松弛函数由 $G(t)$ 来表示,它们之间存在着函数关系

$$V(t) = F[G(t), T(t)] \tag{1-28}$$

情况 I　$T(t)$为阶跃函数,即 $T(t) = \begin{cases} 0 & t < 0 \\ C & t \geqslant 0 \end{cases}$ 则(1-28)可简化为

$$V(t) = G(t)T(t) \tag{1-29}$$

肌肉收缩速度可写为

$$V(t) = \frac{1 - \frac{v}{v_0}}{1 + c\frac{v}{v_0}} \tag{1-30}$$

在 $t \to 0^+$ 的情况下,$G(t) = 1$,即它不起作用,此时有

$$V(t) = T(t) = \frac{1 - \frac{v}{v_0}}{1 + c\frac{v}{v_0}} \tag{1-31}$$

即与希尔方程一致。

情况Ⅱ　$T(t)$为一连续函数,则由玻尔兹曼(Boltzmann)因果间的线性关系公式

$$V(t) = G(t)T(0) + \int_0^t G(t-\tau)\frac{\mathrm{d}T(\tau)}{\mathrm{d}\tau}\mathrm{d}\tau \quad (1-32)$$

或

$$V(t) = G(t)T(0) + \int_0^t G(t)\frac{\mathrm{d}T(t-\tau)}{(t-\tau)}\mathrm{d}\tau \quad (1-33)$$

在此(1-30)同样有效。

若将松弛函数 $G(t)$ 表示为幂级数形式

$$G(t) = \sum_{i=1}^{N} A_i \mathrm{e}^{-\alpha_i t} \quad (1-34)$$

式中 A_i、α_i 为常数。如 α_i 为较大的正值,则表示衰减迅速;α_i 全部为零,即一般弹性性质;α_i 中出现了负值。则速度函数出现了增长的趋势。A_i 随 α_i 的变化称为松弛函数谱。与(1-28)相对应的形式为

$$T(t) = F_1[G_1(t), V(t)] \quad (1-35)$$

它也可以建成类似于(1-29)~(1-34)等公式。

另一个改进的途径是将肌纤维表示为三单元模型(图1-29),它包括收缩元、串联弹性元与并联弹性元。其中收缩元反映粗肌丝与细肌丝之间相对运动形成的拉力,其拉力数值大小与它们之间的横桥数目有关;串联弹性元表示两种肌丝和横桥等的弹性;并联弹性元表示在完全松弛后肌肉的力学性质。此处收缩元和串联弹性元的性质由阶跃载荷实验或等拉伸(开始长度不变,刺激肌肉以产生拉伸力,而后使它在等拉伸力下收缩)实验确定。并联弹性元的性质则在肌肉完全松弛后确定。

肌纤维的收缩是由于细肌丝向 M 膜方向移动,这在 A 带长度不变之下使 I 带缩短,从而缩短了肌节长度,整个肌纤维也随之缩短了。细肌丝之所以向 M 膜方向移动是受到粗肌丝横桥(肌球蛋白分子头)拉力作用的结果。当肌球蛋白分子头向 M 膜方

向运动时,就会把附着在它上面的细肌丝拉向 *M* 膜的方向。产生此运动所需的能量由三磷酸腺苷(ATP)供给,但是肌球蛋白分子头上所结合的 ATP 只有在被 ATP 酶分解后才能释放能量,而存在于肌球蛋白分子头上的 ATP 酶只有与肌动蛋白结合才具有分解 ATP 的活性。松弛状态的肌纤维在肌球蛋白分子头与细肌丝的肌动蛋白之间隔有原肌球蛋白,它阻碍着肌动蛋白与肌球蛋白分子头接触。当肌纤维要收缩时,肌质网释放出钙,肌浆中钙浓度增高。钙与细肌丝的肌原蛋白结合,肌原蛋白的构型与位置因之发生变化,原肌球蛋白的位置也随之发生变化,使肌动蛋白与肌球蛋白分子头接触。在接触的瞬间,ATP 酶被激活。它分解 ATP 并使储存于 ATP 内的化学能变为机械能,造成肌球蛋白分子头的运动。将细肌丝拉向 *M* 膜。当肌浆中的钙被肌质网收回,并有另一个 ATP 分子结合在肌球蛋白分子头上时,肌球蛋白分子头才能脱离细肌丝。两种肌丝又回到原来的相对位置,肌纤维松弛。若细胞内缺乏 ATP 时,肌球蛋白分子头便不能脱离细肌丝以转动退回到原来的位置,细肌丝也不能返回原来的位置。这样,肌纤维就一直处于收缩状态下。在生理学上称这种情况为肌强直。

骨骼肌的收缩机理作为一个仿生学问题引起人们的兴趣。在工程上是使化学能先转化为热能才能变为机械能。如在蒸汽机中是由煤的燃烧使水加热成蒸汽而做功,内燃机中是由燃油的燃烧气化而做功。这种方式的最大缺点是热的散失问题极其严重,如蒸汽机车能量损失达 80%以上。内燃机车情况稍好,但可利用的能量也不到 1/3。肌肉的能量转换不经过热能阶段,所以效率很高。这是目前任何一种工程机械远不能达到的,肌肉由化学能直接转化为机械能的事实给人们以启发。图 1-30 就是一个直接转化的模型。它是在活塞桶内装有聚丙烯酸和聚乙烯薄膜,通过转换开关可以交替地输入氢氧化钠和盐酸。在输入氢氧化钠时薄膜膨胀,而输入盐酸时薄膜收缩。这样就可以由化学能直接转变为机械能。

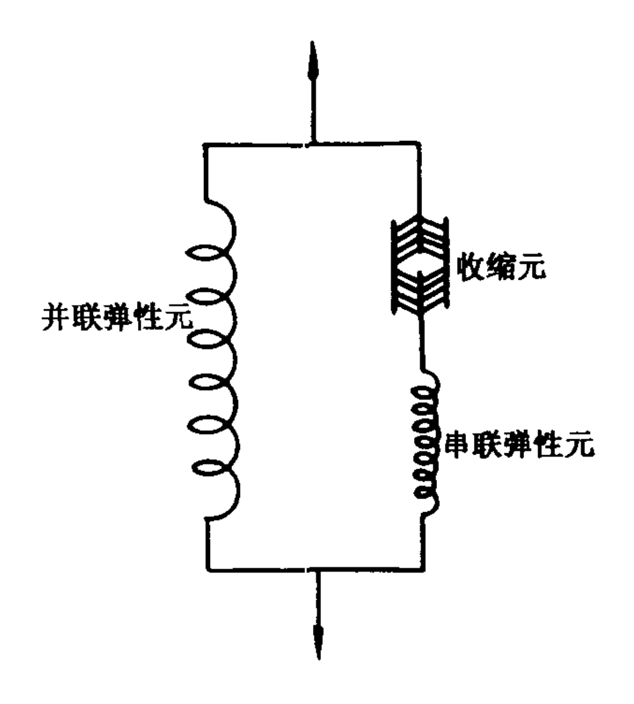


图 1－29 骨骼肌的三单元模型

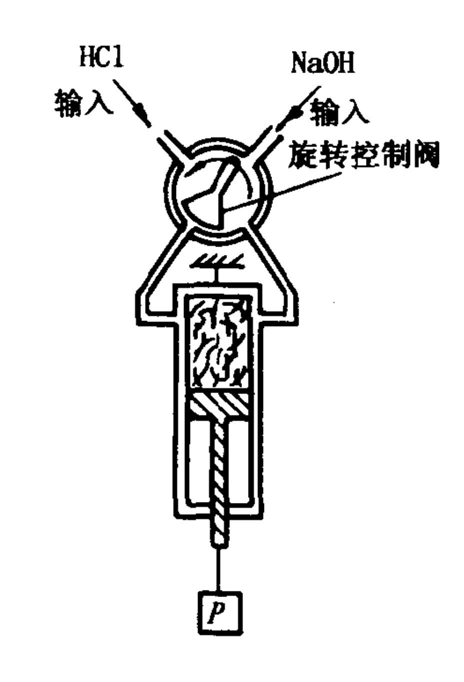


图 1－30 由化学能直接转变为机械能的装置简图

第二章 生物运动学

生物运动学主要研究生物(一般是指动物)体的宏观运动。它将解剖学、生理学和力学结合起来,分析生物运动的空间特征和时间特征,分析这些特征与生物体的内力、外力、能量和功率之间的关系。从对生物体的运动分析中人们可以得到启发,继而为创造仿生系统以及肌和神经系统的康复治疗奠定基础。

生物运动学是一门古老而年轻的学科。继高速摄影之后,各种各样的电子仪器和近代科学理论相继投入到生物运动的测量与分析中来。录像技术和数字计算机的普遍使用,更加有利地推动了生物运动学的研究。由于对生物运动研究的电子化和微观化,也就为生物运动研究的数字化创造了条件,从而使生物运动由定性分析向定量分析发展。

本章中不失一般性以人体为例对运动动作作一般的分析,然后研究一些人、四足动物以及爬行动物的特定运动。

2.1 运动动作分析

动物的运动动作由一系列的运动动作构成,通过对运动动作的分析可以了解各种运动动作的规律,比较它们的优劣;说明各种运动的差别;研究各种运动的发展规律及其运动的稳定性和适应性,据此设计仿生系统的运动动作。在这一节里,我们要探讨运动动作的机理,并对某些典型运动动作进行分析。

为了有效地分析动物的某个动作,要搞清该动作产生的原因,动作的过程和动作的后果(对下一个动作的影响)。这些需要对动

作机理进行研究。运动动作的根本机理是:骨骼肌根据大脑指令产生收缩,在收缩力和外力的共同作用下使动物产生特定的静止姿态或运动状态,从而实现了在时间和空间上具有一定特点的运动动作。一个完整的运动动作分析包括下列三个方面的内容,即动作的结构分析,动作的解剖分析和动作的生理分析。

2.1.1 运动动作的结构分析

每一个完整的运动动作,其各个组成部分之间必定存在着某些内在联系,由这些联系结合起来的动作各部分的总体,称为动作结构。动作结构把一种动作和其他动作区别开来,由于动作结构的不同,就使得运动的种类千差万别。对动作结构的分析就是分析在各个力的相互作用下,该动作的形式、外貌、性质以及它与前后动作之间的关连。通常可以从三个方面对动作结构进行分析。

1. *运动学分析* 对动作的时间和空间规律进行的分析称为运动学分析。它主要研究运动的轨迹、速度(或角速度)和加速度(或角加速度)。研究时首先要建立人体的坐标系统(图 2-1)。通常以垂直地面的轴为垂直轴,以人体前后方向为矢状轴,以人体侧向为冠状轴,这三个轴的方向是:垂直轴以向上为正,矢状轴以向前为正,冠状轴以指向人的左侧为正。由垂直轴与矢状轴组成的平面称为矢状面,由垂直轴与冠状轴组成的面称为冠状面,由冠状轴与矢状轴组成的平面称为水平面。在某些特殊情况下,轴的形式稍有变化,如有时将垂直轴称为纵轴,这对人体上部不垂直与地面的动作更确切一些。

2. *运动轨迹的分析* 包括对动物总重心运动轨迹的分析和各部分(主要是四肢)相对于总重心运动的分析两部分。例如人在跑步时,其总重心的位移包括三个分量,即前进方向的移动,上下的起伏以及向落地脚的一侧所做的侧向移动,因此它是一条空间螺旋线。图 2-2 给出了人体总重心在两个平面上的移动轨迹。此外如以人体总重心为原点构成一个相对坐标系统,则人的各部

分(主要指四肢)相对于这个坐标系的运动轨迹大致为同一形状的封闭曲线,即随着时间作周期性变化。

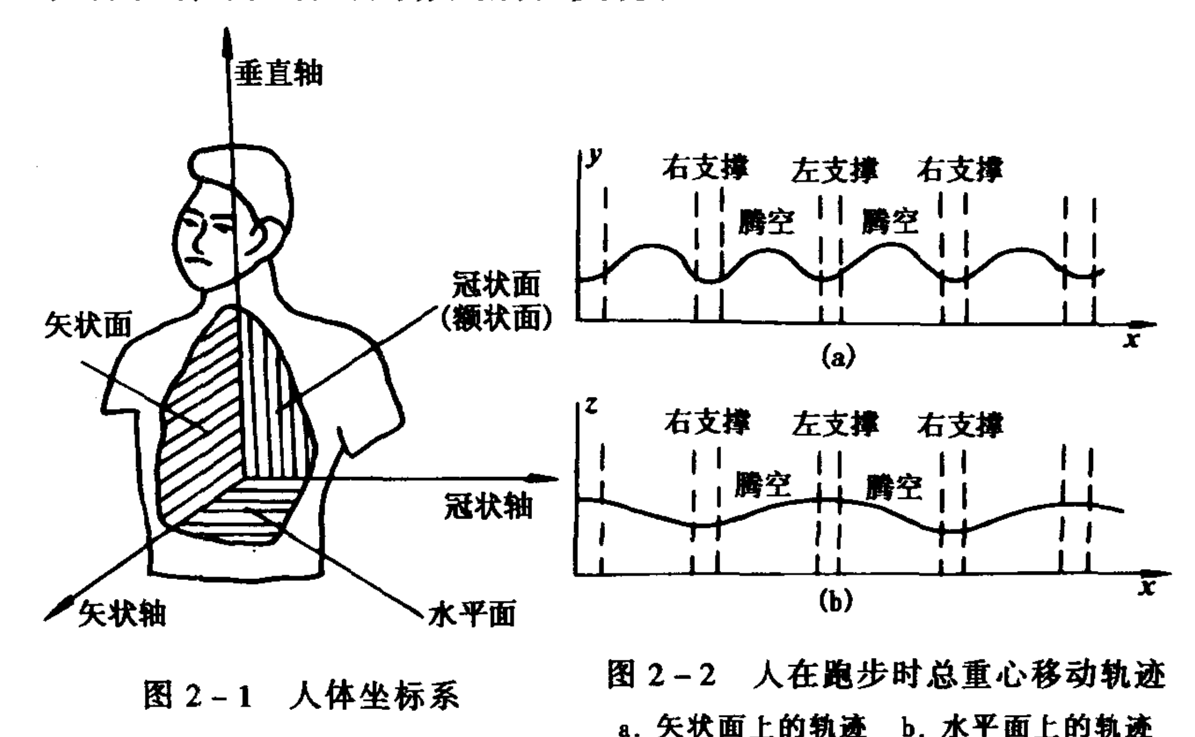


图 2-1　人体坐标系

图 2-2　人在跑步时总重心移动轨迹
a. 矢状面上的轨迹　b. 水平面上的轨迹

3. *加速度和角加速度分析*　即使当身体总重心做匀速运动时,各部分也不可避免地做加速度或角加速度运动。研究加速度和角加速度的一个重要目的在于把动物体的运动参数(位移、速度等)与力、能量联系起来。

4. *动力学分析*　其任务是分析动物体各部分在动作时各个力之间,力与加速度、速度之间的关系。作用在物体上的力按作用性质分类可分为内力和外力,也可分为动力和制动力。

5. *内力和外力*　如以动物体为对象,在分析运动动作中的各力相互作用时,把动物内部产生的力称为内力;把动物体与环境之间产生的力称为外力。由于内力仅发生在动物体的内部,所以它仅能引起身体的一部分与另一部分之间的相对运动,而不能改变整个身体的重心在空间的运动状态。如果将动物悬挂起来,则悬挂反力和重力相平衡,绳索通过动物重心,此时尽管动物的四肢不断运动,它的重心却不能发生运动。动物体中的内力是由肌收缩

产生的，所以肌力是内力的主导。动物体上的外力有重力、惯性力、摩擦力、支反力、介质力（空气和水等）的阻力，被投掷或踢出物体的反力，其他人员所施加的力等。

6. *动力和制动力* 动力是和运动方向一致的力，它能使人体产生正向加速度；制动力是和运动方向相反的力，它减少了人体的速度。动力多数由肌产生，如跑步时的后蹬力、游泳时划水及蹬水的力等。制动力有的是周围环境所产生，如跳高时的重力、跑步时的空气阻力，它们不易被减少。也有的制动力是出于动作的需要，如跑步时前腿落地后的地面阻力、蛙泳伸臂和曲腿时水的阻力，它们是动力的前驱，是不可避免的，但可以通过姿态调整适当减小。

7. *功率分析* 对于长时间的运动（包括重体力劳动），常常会出现体力下降的情况，这是因为人或动物在此过程中为完成运动动作所需的功率超出了他在正常情况下身体所能提供的功率，所以为了保证人能够高质量地完成常时间的运动，应对运动功率进行分析。以跑步为例，其功率消耗包括如下几个方面：克服地面摩擦和克服空气阻力要消耗的功率；加速时克服惯性力的作用要消耗的功率；骨、肌、韧带之间的摩擦也要消耗功率。

研究动物运动时所发出的功率及其功率分布情况十分重要。但直接测定一个动物所发出的功率值的确非常困难。不过人们知道，动物的能量来自其自身化学能的消耗，对于在运动状态下（如长距离的跑、飞、游等）的动物来说，不管它吃什么样的食物，每产生单位数量的化学能都要消耗大体上数量相同的氧气。动物消耗的氧气不外乎是吸入的氧和体内储存的氧两个部分。对于时间很短的运动来说，所消耗的氧气很大一部分来自体内，而长距离的运动则相反，主要的氧气来源于呼吸。因此，可以通过动物消耗氧气的总质量来确定动物在长时间运动下的能量消耗。按照耗氧情况所推出的动物功率 - 速度曲线如图 2 - 3 所示。由(a)可见到，人在较低的行进速度下，走比较节省功率，而在较高的行进速度下，跑比较节省功率。大袋鼠在低速下由四条腿及尾同时支撑前进较节

省功率，而在高速下则跳跃节省功率，而且随着行进速度的增高，功率反稍有下降。由(b)可以见到大动物消耗的功率比小动物要大，为了更合理地比较，引入动物的移动净耗(或称运动的能耗系数)：

$$\overline{E} = \frac{E_T - E_g}{mv}$$

式中：E_T 为动物运动时单位时间的能耗量；E_g 为动物休息时单位时间的能耗量；m 为动物质量；v 为动物运动速度。

取 E_T 和 E_g 的单位为焦耳，就得出 $\overline{E}_M$ 与动物体重的关系如图 2-4 所示，可以见到小动物的移动净能较大。综合图 2-3 和图2-4可以看到，水中游动动物的 $\overline{E}_M$ 最小，因为水的阻力小，又不必克服重力的作用。空气中飞行动物的 $\overline{E}_M$ 稍大，因为尽管空

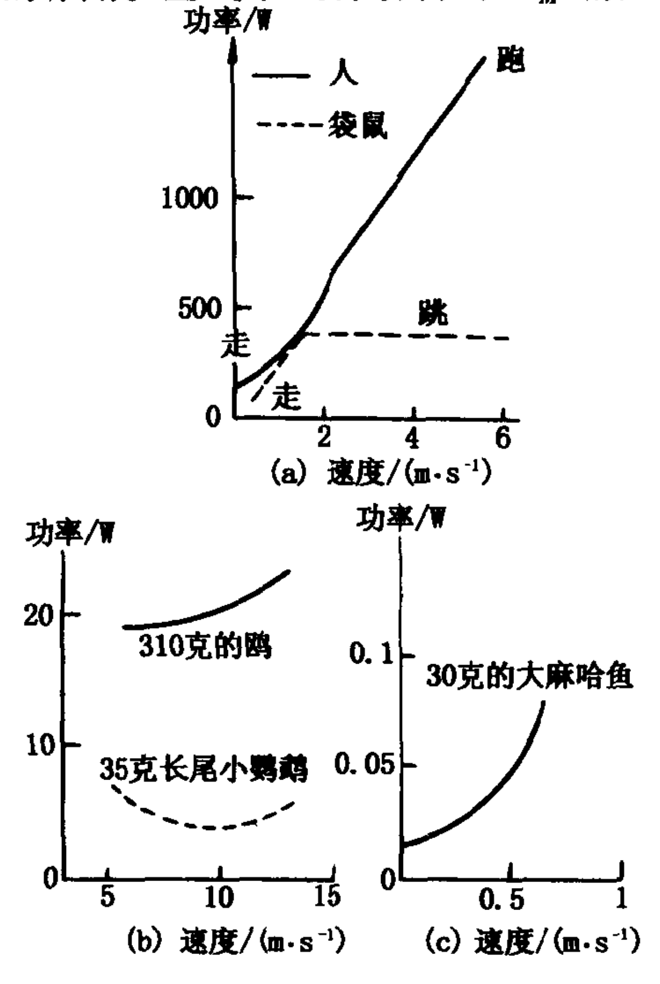


图 2-3　动物运动的功率-速度曲线

(a) 陆上动物　(b) 空中动物　(c) 水下动物

气阻力很小，但为了克服地心引力必须付出一部分能量以抵销诱导阻力的功。陆上动物的 $\overline{E}_M$ 最大，因为移动时要克服较大的地面阻力和支持自身重量，所以许多鸟类和鱼类可以做很长时间的移徙与回游，但陆上动物则极少能这么做。

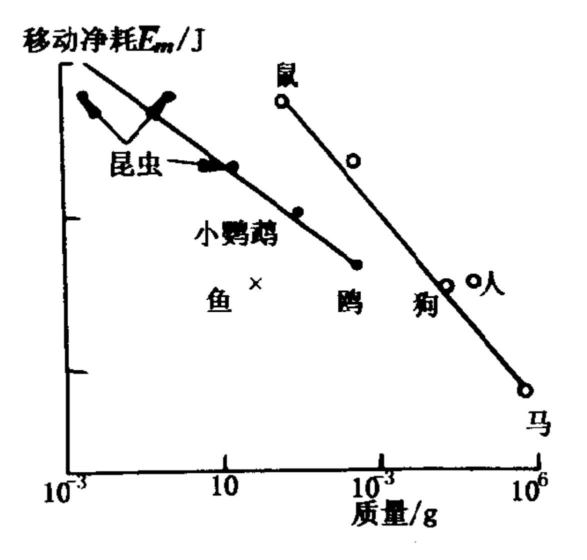


图 2-4 不同动物运动的移动净耗 $\overline{E}_M$ 与重量的关系

2.1.2 运动动作的解剖学分析

动物运动动作的主动力来源于肌。各种运动都是通过肌协同动作实现的。对于肌能力的发挥，除了神经调节因素外，肌本身的形态和结构，肌与骨之间的相对位置等都起很大的作用。因此，所谓运动动作的解剖学分析，就是用解剖学的知识来分析骨骼肌的工作。从解剖学可以知道，肌的两端通过腱和骨相连，当肌收缩时，它所产生的拉力即通过腱传到骨上，使骨发生运动并在运动过程中做功。图 1-18 给出了运动单元(包括骨、骨骼肌、腱和关节)模型。图中肌相当于能收缩的单向活塞致动筒，骨相当于连杆，腱相当于接头，关节相当于绞链。

从受力分析来看，肌收缩的效果与运动过程中骨、肌之间的相对位置有关。另外，骨的运动需要肌提供主动力，而且骨的静止(如人的站、坐甚至卧)状态也要肌的张紧来维持。对于下支撑情况(如站立)，肌以张紧力来防止骨的弯曲和倾倒。人体重力主要由骨承受。对于上支撑情况则重力主要由肌的拉伸来承受。这种情况下人更容易感到疲劳。对于上下均无支撑的情况，肌的作用仅能使身体各部分相互接近或远离。

动物体中的肌总是以肌群的形式来工作。肌群包括原动肌、协同肌、对抗肌和固定肌四种群体。原动肌群数量不多但在肌群

中起主导作用。肌产生的力即来源于原动肌群。因此，原动肌群拉力的合力就等于肌群拉力的总合力。协同肌群在一些情况下可协同原动肌群工作，在另一些情况下可能由功能完全不同的肌群相互配合来完成协同动作。例如拉力方向完全相反的两块肌在一个环节上可以协同起来完成力偶的动作。对抗肌是与协同肌的功能完全相反的肌群。它以本身的拉力来阻挠运动，完成退让。固定肌的作用是以本身的张紧为其他肌的工作建立支撑条件。

总之，肌群是通过各种肌的协调和对抗来保证各种动作的实现。在运动过程中各种肌的地位也会发生变化，如有的肌在某个动作下是以协同肌的身份参加作用，而另一个动作下它又可能变为对抗肌。

2.1.3 运动动作的生理学分析

动物的动作要通过骨骼肌来实现。骨骼肌是随意肌，它在很大程度上受大脑的指挥，因此骨骼肌所完成的运动动作在一般情况下是随意运动，它所具有的特点是：

第一，运动是按主观意志进行的，此处的主观意志包括现实的考虑以及过去长期考虑在大脑记忆系统中所形成的程序。

第二，在力所能及的情况下，动作的客观效果一般可以满足主观意志的要求。

第三，由于骨骼肌是在神经系统的控制下完成动作的，所以神经系统对动作的完成和质量都起着决定性的作用。

总的来说，随意运动是以各种各样的刺激所引起的感觉为开始，以脑的活动为中继，以肌运动为终结的一种反射活动，它一般是由第一信号系统和第二信号系统协同完成的，是一种复杂的、熟练而协调的适应性运动。随意运动是后天获得的条件反射，而且可以通过不断的训练得以提高。人的体育技巧运动就是一个典型的例子。由于多次反复训练的结果，在人脑中形成了固定的程序，当指令一发出，就可以按程序自动执行，大脑也可以在某些点上加

以监控。在实践中这个程序还会不断修改,从而使人对自己的某些动作加以纠正或是补充某些新动作。从生理学观点来看,影响动作质量的因素很多,对于速度快、频率高的运动有时并不是肌的力量不够,而是神经系统不能及时响应和控制,使肌间不能协调一致地工作。

2.2 运动动作的分类

由于人的运动通常是复杂而有规律的,而且经过长期的分析总结已经了解的比较透彻,因此可以作为分析运动动作的典型代表。以人的体育运动为例,每个项目都是由一系列的运动动作所组成,许多项目中都有类似的动作,各个类似动作又有不同程度的差别,所以严格说来对运动动作进行分类是十分困难的。但是为了很好地进行运动分析,对动作进行科学的分类是十分必要的。这样才能找出运动动作的一般规律,为运动研究打下基础。

通常的分类情况如下所示:一般地,我们将动作分为固定动作和不固定动作;固定动作分为单一动作和组合动作;单一动作分为静力性动作和动力性动作;组合动作分为周期性组合动作、非周期性组合动作和混合性组合动作;动力性动作分为平移动作、移动动作和复杂动作。

2.2.1 单一性动作

单一动作有时可以构成一个独立的运动动作,但大多数情况下它是构成整套运动动作的一个组成部分,是各种运动的重要基础,所以人们对它进行了比较充分的研究。

1. 静力性动作　做此项动作时,身体应处于静止状态。如起跑准备、体操落地等。同时,许多动力性动作在某一瞬间的情况也可以当作静力性动作来分析。对静力性动作分析的关键是研究其重心、平衡和稳定性。

(1)重心。由于人体形态在运动过程中不断变化,所以重心在人体内的位置也不断发生变化。在一些情况下,它可能越出身体之外。重心对于许多运动动作来说是十分重要的,因此在分析这些运动时,首先要求得各个时刻下的重心。求重心的方法很多,常用的如力矩合成法、人体模型平衡法和计算机图像处理等。

(2)平衡。平衡是维持静力性动作的基本条件。动物保持平衡的基本含义是:通过身体总重心与外界支反力大小相等,方向相反并且作用在同一直线上。在力学中平衡有三种状态:稳定平衡态、不稳定平衡态、随遇平衡态。

稳定平衡状态指某平衡状态下的物体(动物),如果在小位移之下,它的重心升高,则此物体所处的平衡状态称为稳定平衡状态。如分腿站立、吊环悬挂等动作。

不稳定平衡状态指在小位移之下重心降低的平衡状态称为不稳定平衡状态。滑冰和自行车的侧向平衡情况均属不稳定平衡状态。在这种状态下,只有通过神经系统每时每刻的调节才能维持平衡。

随遇平衡状态指物体由平衡状态开始,如果它发生的位移不改变重心的高度,该平衡状态即为随遇平衡状态。

动物运动中很难出现理想的随遇平衡状态,但有一些运动(如翻滚)则要尽力做到接近随遇平衡状态。

人在上支撑情况下,平衡一般是稳定的;在下支撑的情况下,稳定性的程度取决于支撑面的大小。通常,支撑末端分离小,如图2-5(a),支撑面就小,稳定性就小;相反情况,如图2-5(b),则稳定性就较大。

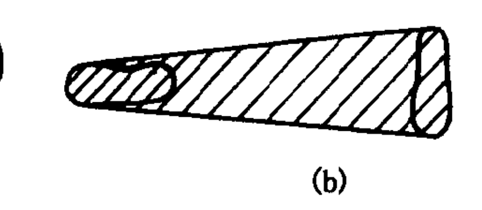


图2-5　支撑面的情况

人体在某个方向上稳定性的大小可以用该方向稳定角的大小来表示,如图2-6所示。图中(a)的稳定角α、β都很小,因此该姿态不稳定;(b)的稳定

角 α、β 都很大,因此比较稳定;(c)的稳定角 α 较小而 β 较大,因此该姿态向前不稳定而向后稳定。在运动中有时必须在某些方向保持尽可能大的稳定角以维持稳定(如摔跤),而另一些场合则应在某些方向维持尽可能小的稳定角,以便随时以最短的时间破坏该方向的稳定(如起跑或入水)。

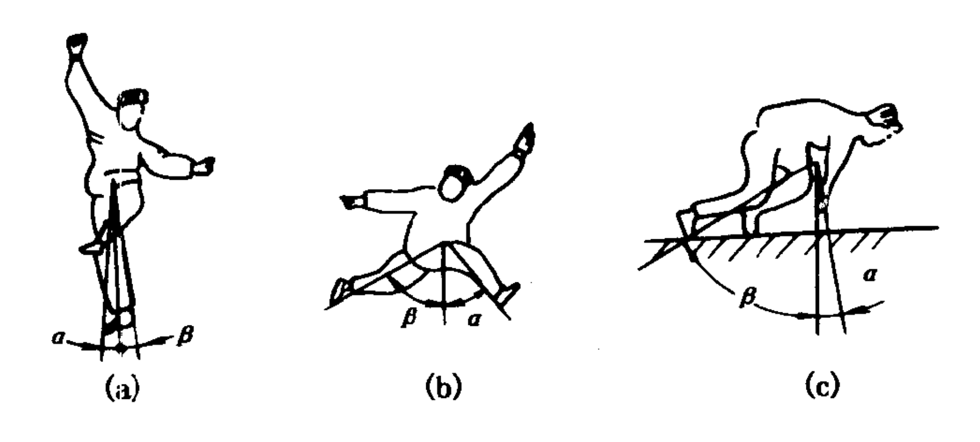


图 2-6 不同运动动作下的稳定角

(a)不稳定姿态 (b)稳定姿态 (c)前不稳定姿态

2. 平移动作 平移是动物运动最常见的形式。一般情况下除了少数平移动作靠器械(如冰刀、自行车等)来完成外,绝大多数由肢体和环境的直接作用来完成。它包括上肢动作、下肢动作和上下肢同时完成的动作三种。由下肢完成的平移最多,如走、跑、跳等。它们是采取蹬离支点的办法。此时,下肢有屈伸直,末端环节做远离躯干的运动。由上肢完成的动作如器械上的引体、爬杆、爬绳等。它们都是上肢由直变弯曲将躯干拉向末端环节从而移近支点;上下肢共同完成的动作比较复杂,如游泳是上下肢都远离支点,攀登则是上肢拉近而下肢远离支点的动作。

大多数平移动作中,当肢体接近或蹬离支点后,必须紧接着向运动方向移动肢体以获得新支点,这才能使身体继续位移。获得新支点的动作叫预备性动作。身体作平移的动作叫功能性动作。这两个动作是交替进行的。无疑,功能性动作对平移来说有决定性作用,但功能性动作的好坏又往往取决于预备性动作的质量。

例如在跑步时，前腿着地是预备性动作，在刚着地时地面给前腿以向后方的制动力使跑速减慢（只有在蹲踞式起跑的前几步此制动力几乎为零，在以后过程中它不可避免地存在着）。所以提高预备性动作的质量即意味着减少制动力，并尽快地向着蹬离的功能性动作过渡。对于游泳来说，在进行中没有固定支点，但划水和蹬水时均可将四肢接触的水作为可变形的支点。

3．*转动动作* 人的许多动作是转动动作或是其中含有转动的成分。在分析转动动作时，首先应求出人体对转动轴的转动惯量：

$$I_{wc} = \sum m_i l_i^2$$

式中，m_i 为人体第 i 部分的质量；l_i 为人体第 I 部分重心到转动轴的距离和式中应包含人体中的所有部分。根据前面列出的各部分重量和重心位置数据，可求出各个姿态下的 I_{wc}。

通常将转动动作归纳成两类：

（1）无支撑转动。做这类动作时人体没有支点，任一个通过身体总重心的轴均可成为转动轴。典型情况如绕通过总重心的冠状轴的前后空翻，通过总重心矢状轴的侧空翻及通过总重心垂直轴的转体。在转动中，只要人离开了地面，就无法控制总重心的运动轨迹。但仍可控制转动的角速度。转动角速度的大小取决于转动力矩 M 和转动惯性矩 I。M 通常是由不通过重心的支点反力与不通过支点的重力（及惯性力）所形成，在人腾空前的一个短暂时间内，由该力矩的作用造成动量矩

$$I_1\omega_1 = \int_0^T M\mathrm{d}t$$

式中，I_1 为离地前一瞬间人体转动惯量；ω_1 为离地前一瞬间人体转动角加速度；T 为 M 作用的时间。

根据能量守恒定律有

$$I_1\omega_1 = I_2\omega_2 = \cdots = \text{const}$$

这就是说在人腾空以后，动量矩就不再改变了。但是人能通过改变自身的转动惯量 I 来控制旋转角速度 ω。

(2)围绕固定轴的转动。这是指人体环绕着某一个支撑轴的转动。例如器械操中的回环，在此情况下，总重心不一定在转动轴上，所以身体对转动轴的转动惯量应该由下式确定：

$$I = I_0 + b^2 m$$

式中，I_0 为人体对其总重心的惯性矩；b 为总重心至转轴的距离；m 为人体总质量。在做旋转运动时，肌肉除了要平衡自身体重外，还要平衡身体各部分由于旋转产生的离心力。此外，空气对人体产生的阻力，手与支撑轴之间的摩擦力都要消耗许多能量，这些能量要靠肌肉的活动来补充，因此肌肉的负担是很大的。

4. *复杂动作*　它同时具有平移和转动两部分动作，如自由体操的空翻，既存在总重心的平移、又包括了绕某个轴的旋转。

2.2.2　组合动作

若干个单一动作连结起来就成了组合动作。连结起来的动作可能包括静力动作、平移动作和转动动作。根据动作的结构特点和生理特点，可将组合动作分为周期性组合动作、非周期性组合动作与混合性组合动作三类。

1. *周期性组合动作*　连续而反复地进行同样的单一动作就构成了周期性动作。周期性动作包括跑、游泳、速度滑冰等、它具有如下特点：

(1)动作的反复性和连贯性。

(2)动作的节奏性。

(3)动作的交叉性。在运动的过程中，身体各部分按某一顺序先后运动。在动作的交替过程中，原动肌和对抗肌协调地交互作用。肌电图表明：在缓慢运动后，原动肌是在运动方向已改变(即上一个运动已结束)后才开始兴奋并产生动力使运动发生。在运动结束瞬间即停止。由对抗肌的弹力来实现回返运动。如运动进

行的较快,则原动肌在运动改变的瞬间立即兴奋而产生动力,并在运动结束前立即停止作用,运动的最后阶段由惯性力来完成,运动结束时对抗肌开始作用实现回返运动。当运动更快时,原动肌在运动方向改变(即上一个运动结束)之前即开始工作,并在本运动结束前停止工作。对抗肌也在本运动结束前开始工作,并和外力同时制止运动,有时甚至在原动肌未结束工作前即开始了工作,起着制约的作用(当前这样会消耗更多的能量)。如果运动再加快,原动肌和对抗肌之间就可能发生相互干扰,使运动无法正常进行。

(4)动作的惯性作用。这包括整个身体获得一定速度后的惯性和肢体摆动的惯性。后一种惯性如何利用得好,则可减少运动过程中不必要的能量消耗。

2. 非周期性组合动作　由一系列不同的单一动作结合起来就构成了非周期性组合动作。这类动作有如下特点:

(1)动作具有相对独立性。一般不包括反复进行的周期性动作。组合动作中所包含的每一个分动作都有明显的开始和终结。多数情况下是在很短时间内完成的。

(2)动作具有复杂性和稳定性。复杂性主要体现在该动作是由许多性质不同的分动作所组成;稳定性体现在各个组成的分动作在数量、排列顺序和相隔时间上都能保持固定。

(3)在各单一动作之间要求严密的人为联系。通常在单一动作的各个阶段间,联系是自然的、容易实现的;但各单一动作之间的联系是根据特定要求而制定的,往往是人为的,需要意志来控制。如果各个单一动作之间结合越严密,动作质量就越高,反之就会影响质量甚至导致动作失败。因此研究过渡过程的力和位移特性对于保证前后的连结是十分必要的。

3. 混合性组合动作　它是同时具有周期性动作成分和非周期性动作成分的成套动作。主要动作能直接表现出运动的效果,是整个运动的核心部分。前驱动作往往是为主要动作创造一定的

动力条件,对主要动作完成的好坏起着重要作用。而前驱动作与主要动作的结合是整个运动成败的关键。

2.2.3 不固定动作

它是各种复杂动作的任意组合,并且这个组合不是固定的而是随时需要改变的。其特点是在整个运动过程中要求运动员根据客观形式随时变化动作,而不能按照预定的程序行事。

要指出的是:上述分类标准并非绝对严格,主要分类的目的是在于更好地掌握运动动作的基本规律和有关知识,以作为分析各种运动的基础。

2.3 人体动力学分析

在分析动物运动时,应将动物体化为适当的计算模型。此处,以人体系统为例。由于人骨十分坚硬,故在运动中可以不考虑它的变形而作为刚体看待,关节则可看成铰链。于是人体就简化成一个刚体-铰链系统或称链式系统。解剖分析表明,可作为刚体的骨有 81 块,它们是(括号中的数字为块数):头部(1)、颈椎(7)、胸椎-肋骨构架(1)、腰椎(5)、骶椎-尾锥-骨盆构架(1)、肱骨(2)、尺骨(2)、桡骨(2)、腕骨构架(2)、掌指骨(30)、股骨(2)、胫骨(2)、腓骨(2)、跗骨构架(2)、跖趾骨(20)。这些骨通过关节或易变形的椎间盘连结起来成为一个链式结构,也就是一个具有有限个自由度的系统。在运动时这个系统上作用了复杂的外力和内力,如环境外力(空气或水的阻力、地面摩擦力、器械或地面支撑力等)、人体各部分的重量和惯性力、关节两端的肌肉力等。从理论上讲,这样一个系统是可以解出的,不过为了计算方便还可以针对具体问题对模型进行简化。例如跑步时一般双手握拳,所以 15 个掌指骨和腕骨可以看成一个刚体。对于颈椎和腰椎,在分析中有时(如跑步时)可看成是一个两端用铰链连成的刚体。有时(如游

蝶泳时)必须看成是一个可变形的梁式系统。在运动分析中用的较多的是汉纳番(Hanavan)的人体简化模型(图 2-7)。在此模型中,人体被分为 15 个(刚体)单元。它们通过 14 个铰链连结起来,并假定这些铰链都是球铰(即铰链两端的刚体可以沿三个轴做相对运动)。当然,这么做的结果会带来一定的误差,例如膝关节是轴铰,它只允许大腿和小腿间绕冠状轴转动,看成球铰后,即增加了绕另外两个轴的角位移和角速度。下面用汉纳番模型来分析人体的运动。

2.3.1　几何模型

汉纳番模型的 15 个单元是:

B_1: 椭圆形截面的柱体,代表上躯干;

B_2: 椭圆形截面的柱体,代表下躯干;

B_3 和 B_5: 椭圆形截面的截锥体,代表上臂;

B_4 和 B_6: 椭圆形截面的截锥体,代表前臂;

B_7 和 B_9: 圆形截面的截锥体,代表大腿;

B_8 和 B_{10}: 圆形截面的截锥体,代表小腿;

B_{11}: 椭球体,代表头部;

B_{12}和 B_{13}: 椭球体,代表手;

B_{14}和 B_{15}: 椭球体,代表脚。

以上 15 个刚体单元通过 14 个球铰链连结成为一个链式系统。这 14 个球铰链是:腰关节(A_1)、肩关节(A_2 和 A_3)、肘关节(A_4 和 A_5)、髋关节(A_6 和 A_7)、膝关节(A_8 和 A_9)、颈关节(A_{10})、腕关节(A_{11}和 A_{12})以及踝关节(A_{13}和 A_{14})。

2.3.2　运动分析

作为运动分析的首要任务是得到上述链式系统的运动控制方程,通过求解方程以解决下面三个方面的问题之一。

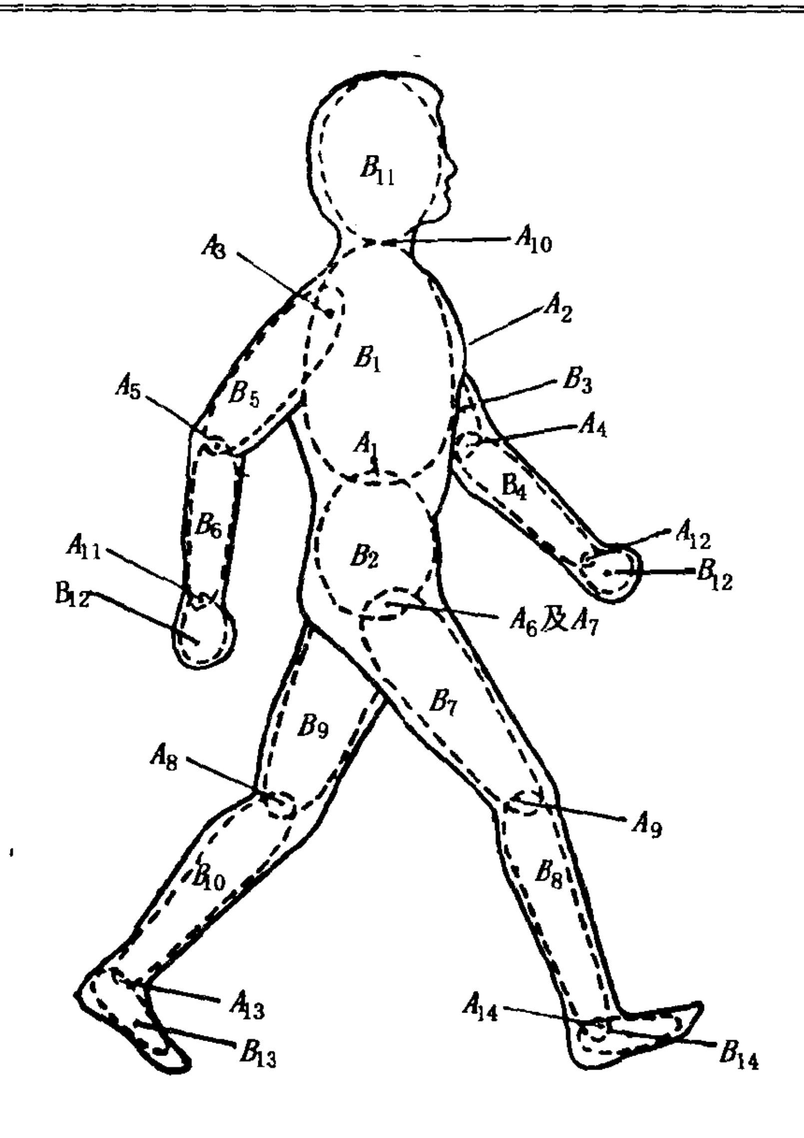


图 2－7 Hanavan 人体简化模型

(1) 已知力场,求出系统的运动规律(各点的位移。速度和加速度随时间的变化情况);

(2) 已知运动规律,求各部分的应力;

(3) 已知一部分力(或应力)与运动规律,求另一部分力(或应力)与运动规律。

由于每个关节均被肌肉所约束,所以每个关节既传递拉和压,也能传递剪力和弯矩。

研究这一链式系统较简单的方法是拉格朗日(Lagrange)法。这是将 15 个单元系统看成为一个统一的整体,从而直接得到了

48 个方程,称为拉格朗日方程组。

$$\frac{\partial}{\partial t}\frac{\partial K}{\partial \dot{x}_j} - \frac{\partial K}{\partial x_j} = F_j \qquad j = 1,2,\cdots,48 \tag{2-1}$$

式中,K 为系统动能;$x_j(j=1,2,\cdots,48)$为系统的广义坐标;$F_j(j=1,2,\cdots,48)$为系统上的广义主动力。

$$F_j = \sum_{k=1}^{15}\left(\frac{\partial v^k}{\partial \dot{x}_j}\cdot F_k + \frac{\partial \omega^k}{\partial \dot{x}_j}\cdot M_k\right) \qquad j = 1,2,\cdots,48 \tag{2-2}$$

式中,$F_k(k=1,2,\cdots,15)$为作用在单元 B_k 上的力,其作用线通过 B_k 的质心 G_k;$M_k(k=1,2,\cdots,15)$为作用在单元 B_k 上的力矩;v_k 为在单元 B_k 的点 G_k 的速度;ω^k 为单元 B_k 的角速度。

以上所有速度、角速度均是对总体坐标而言的。拉格朗日方程也有缺点,就是方程(2-1)的求导比较麻烦,并且由于有 15 个单元,使它应用起来不够方便。

凯恩(Kane)提出了一种方法可以避免拉格朗日法求导的困难。按照凯恩方法有

$$F_j + F_j^* = 0 \qquad j = 1,2,\cdots,48 \tag{2-3}$$

式中广义作用力 F_j 由(2-2)给出,广义惯性力 F_j^* 由下列公式给出

$$F_j^* = \sum_{k=1}^{15}\left(F_k^*\cdot\frac{\partial v^k}{\partial \dot{x}_j} + T_k^*\frac{\partial \omega^k}{\partial \dot{x}_j}\right) \tag{2-4}$$

式中,$F_k^* = -m_k a^k$ 为一惯性力;$T_k^* = -I_k\cdot\alpha^k - \omega^k x(I_k\cdot\omega^k)$,其中 m_k 为 B_k 的质量;I_k 为 B_k 相对于 G_k 的惯性积;α^k 为总体坐标系中 B_k 的加速度。

联立(2-1)和(2-3)则可由下式给出广义惯性力 $F_j^*(j=1,2,\cdots,48)$,

$$F_j^* = -\frac{\partial}{\partial t}\left(\frac{\partial K}{\partial \dot{x}_j}\right) + \left(\frac{\partial K}{\partial x_j}\right) \qquad (2-5)$$

在这个计算中,尽管 F_j^* 也包含了导数,但这仅仅是向量的乘积运算。在给出必要的程序后,可以由计算机完成。在计算过程中,必须建立坐标变换矩阵,以便把各个单元的运动数据统一到总体坐标上。

2.4 跳跃运动分析

这里研究四种跳跃运动姿态(图 2-8)。其中姿态 1 是仅有腿部动作的跳跃,姿态 2 是前腿臂同时动作下的跳跃,姿态 3 是由腿、臂和上体三者同时动作下的跳跃,姿态 4 是腿、臂、上体和脚都参加动作下的跳跃。

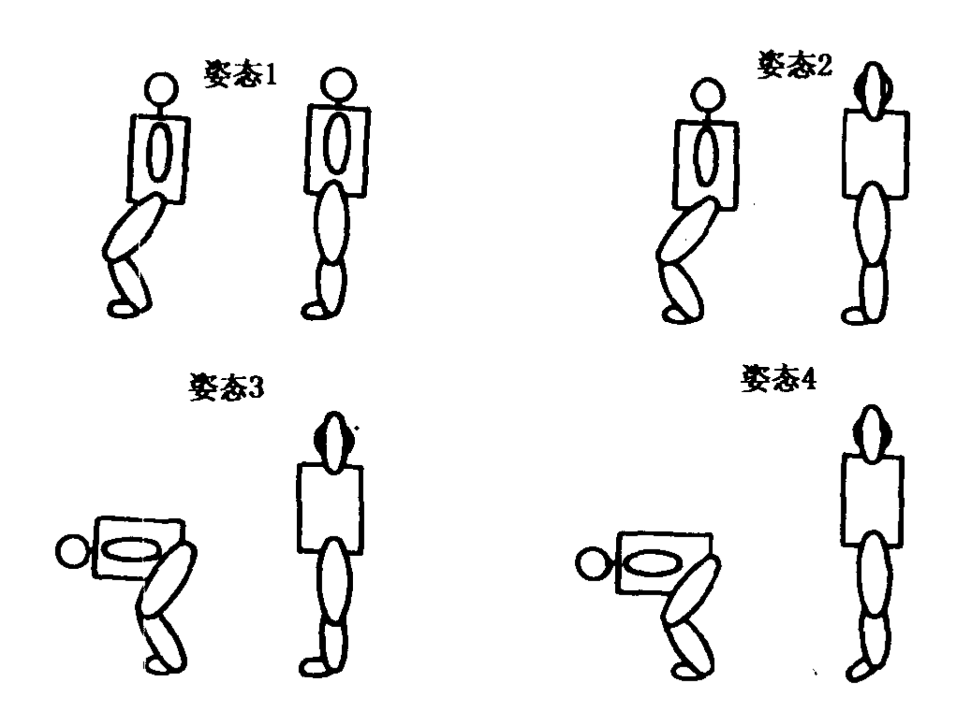


图 2-8 四种不同的跳跃姿态简图

图 2-9 给出了在起跳过程中脚与地面间相互作用力 F,注意到当此力为零时的瞬间脚离开地面。

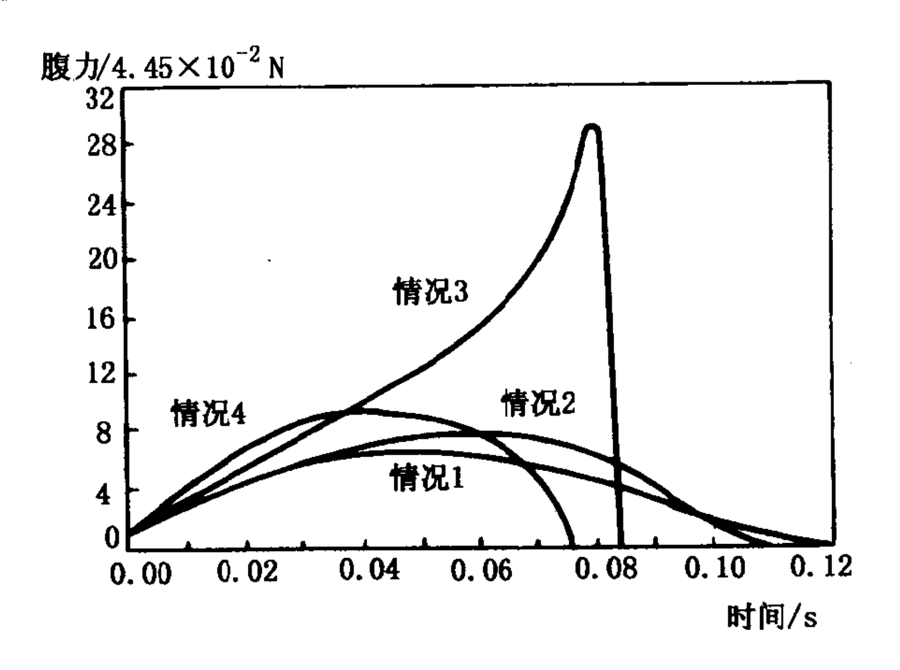


图 2-9　起跳时脚与地面的相互作用力

图 2-10 给出了起跳过程中在髋部因肌肉猛烈收缩而出现的力矩突然变化。由图可看到姿态 1 的髋部力矩不需要考虑，姿态 2 的髋部力矩也很小。

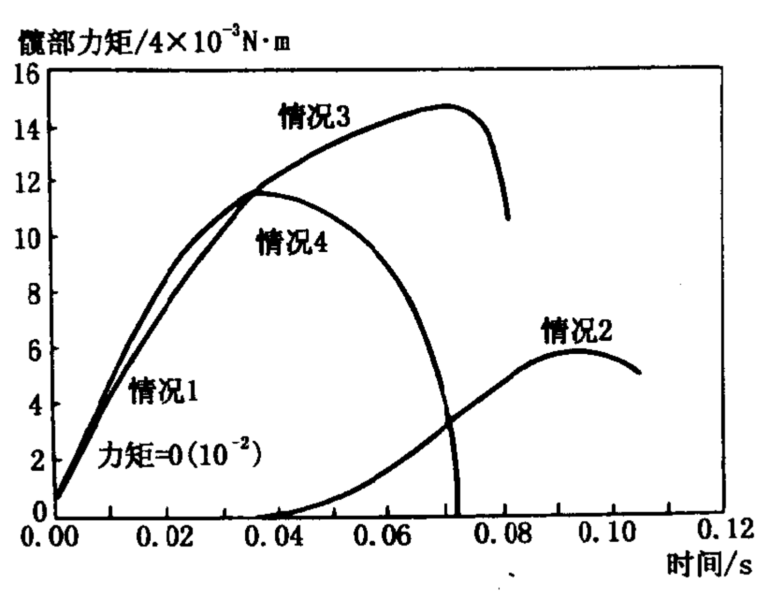


图 2-10　起跳时髋部力矩的变化

图 2-11 是起跳时由于膝部肌肉的猛烈收缩而在该部分产生的力矩变化。此处力矩之所以有方向性的变化，是因为惯性力作用的结果。

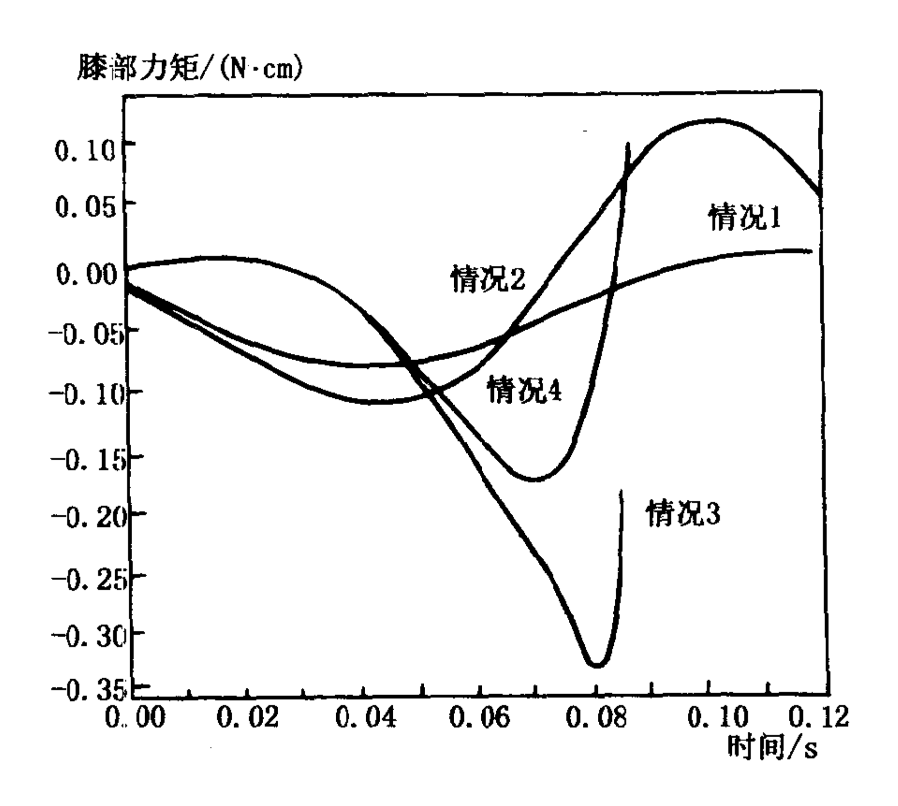


图 2-11 起跳时膝部力矩的变化

2.5 步行运动分析

这里着重研究四足动物的步行姿态及其运动稳定性。最早系统地研究人类和动物的运动原理的是 Muybrige。他发明了电影用的独特摄影机,并在 1877 年就许多四足动物的步行,成功地拍摄了连续照片。当初,他主要注意了在四足动物定常地行进时足的起落顺序。通过他的研究,弄清楚了许多动物的步法,即步行姿态共有 8 种类型的图形。这些类型中,有些步行姿态连骑手或动物学家也还不知道。

由于 Muybrige 只注意足的起落顺序,所以通过定义两个状态,可以把他的结果用数学语言描述出来。这两种状态是:支撑相和悬空的摆动相。Muybrige 和 Hildebrand 所作的计算可能步行姿态数的工作,由 McGhee 加以发展提高,弄明白了在四足步行的

某一时刻，即使把进行起落运动的足数目限定为一个，理论上可能步行姿态数也有 5 040 种。进而根据他后来的研究知道，设同时进行起落运动的足数目为一个以上的话，那么四足步行的可能步行姿态数会多到连以前的研究者根本不曾想像过的那么多，实际上多达 65 428 种。

为了研究稳定性，显然不仅需要步行方法的时间特性，也需要空间特性。这在研究四足步行仿生机械的初始阶段已经认识到了。后来，作为有关四足步行稳定性的运动学理论而形成体系。

Tomovic 注意到多足低等动物在爬行移动过程中大部分足经常着地，因而通常能保持其静态稳定性。依靠把足增大而且在步行中适当地重叠足的着地时间，则可保证四足或两足步行仿生系统的稳定性。事实上，这种方法常常被应用在走动玩具中。然而，这个原理对自然界的四足动物通常不能使用，即大部分四足动物的足，跟身体的大小相比，小到可以近似看成为一个点。不过，如设想四足动物可以用任意低的速度移动的话，那么可以推测，要保证其低速时的稳定性，可以依靠使重心的垂直线经常落在由着地的足所确定的支撑面内，并由足进行起落运动。

同选择步行方法一样，步行姿态的稳定性也是一个重要的问题。

如果规定把对于动物或步行仿生机械重心的各脚位置可以表达为时间函数的参数的话，那么就可以在数学方法上进行静态稳定性的分析。McGhee 和 Frank 把四足动物的足理想化为点，对它们沿直线以一定的速度行进的情况进行了静态稳定性分析。他们所得出的主要结论是：弄明白了对于同时着地或离地的脚数为一的情况，在用四足步行时理论上可能有的 5 040 种步行姿态中，只有三种能经常保持静态稳定性，进而也知道了在静态稳定度达到最大这个意义上，这三种步行姿态中只有一种是最优的。这个步行姿态被称为爬行。它的特征表示如图 2 - 12（状态 1 表示摆动相，状态 0 表示支撑相）、图 2 - 13 所示，在步行速度非常低的情况下，爬行是所有四足动物所使用的步行姿态。可以认为其理由在

于它具有优良的稳定性。根据同样的理由，南加利福尼亚大学的四足步行机械也采用这种步行姿态，实验完全成功。

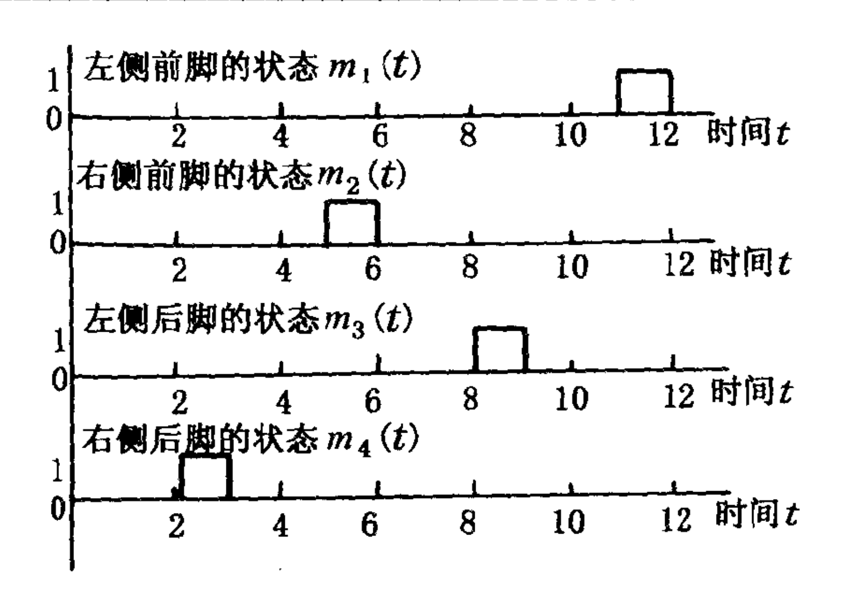


图 2-12 四足步行时脚状态的二进表示

大家知道，即使在人和鸟类的两足步行中，低速移动时也依靠把重心保持在由足所组成的支撑面内，来实现稳定。当然，由于这个缘故，两足系统足的大小同身体大小的比例，需要比四足系统来得大。这对两足动物似乎是成立的。然而，倘以在高速区域内，两足和四足系统的稳定性为问题时，就需要考虑静态稳定性以外的机构，若要建立步行系统的数学模型，必须考虑更复杂的系统运动情况。

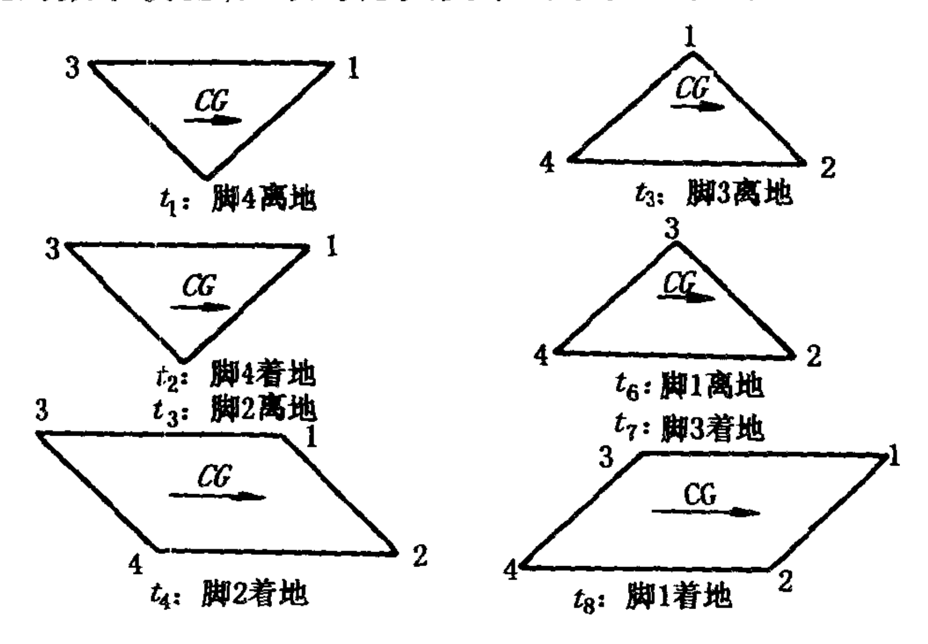


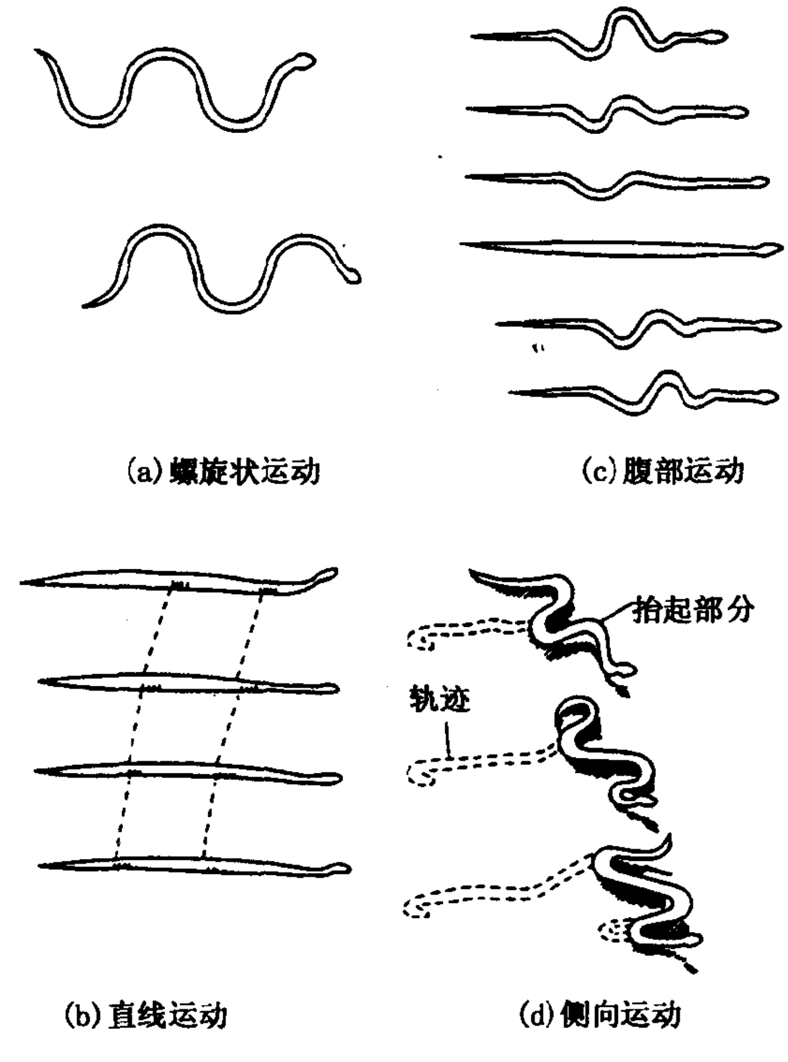
图 2-13 四足爬行时支撑面的变化

2.6 爬行运动分析

2.6.1 爬行运动模式分类

这里着重研究蛇的爬行运动。日本 TIT 的 Hirose 对仿生蛇做了大量的工作,下面主要介绍他们的工作。为了方便分析,Hirose将蛇看作一个主动索状机构(ACM - Active Cord Mechanism)

蛇可以做许多种运动动作来适应它所处的环境,但大体上可以分为四种滑动模式:即(a)螺旋状运动、(b)直线运动、(c)腹部运动以及(d)侧向运动(如图 2-14 所示)。



(a)螺旋状运动 (c)腹部运动

(b)直线运动 (d)侧向运动

图 2-14 蛇的四种滑行运动模式

模式(a)是一种几乎所有的蛇都有的滑行运动模式，其特征是在滑动的过程中，身体的每一部分都有相似的运动轨迹。本书中关于蛇的爬行运动主要指的是这种滑行运动模式。模式(b)是一种由大蛇(如蝰蛇等)当接近它们的猎物或滑过光滑的表面时所采用的特殊的滑行方式。这是一种简单的运动机制，本书中将不考虑这种运动模式。模式(c)发生在蛇通过狭窄的直线通道或蛇被放在极光滑的表面上。这种滑行模式可以用来说明理论上的静摩擦系数大于动摩擦系数的现象。在非常光滑的环境中，使用这种滑动模式需要很大的推进力，因为此时推进力的效率非常低。模式(d)是诸如生活在沙漠中的响尾蛇在滑行和像螺线管似的抬起并推进身体时所采取的滑动方式。这种运动模式，在身体与滑过的表面之间不产生滑行运动，它的动力学特征是身体通常从上部接触地面。由于这个特性，它在诸如沙地的环境下运动时的滑动摩擦阻力小，运动效率高。从这一点上来说，可以认为这是一种能够很好地适应沙漠环境的运动模式。

下面我们来讨论蛇爬行的运动学问题。

2.6.2 控制主动索状机构(ACM)运动的参数

ACM 借助于自身的致动器完成弯曲运动。从动力学分析的角度来看，ACM 与多关节操作机相似。它的几何形状可以借助于向量分析或齐次变换来确定，它的运动学可以采用诸如牛顿－欧拉方程来分析。当 ACM 作空间运动(例如，蛇抬头)时，其动力学也可用操作机的分析方法。然而，这里我们试图将 ACM 作为一个特殊的生物机构来处理，而不把它作为操作机的特例。把蛇看成 ACM 生物体模型，在诸如蛇滑过地面时，就不用考虑它的身体构成什么样的形状以及其与地面绝对坐标系之间的关系，或许我们只需要考虑其在身体每一部分相对坐标系中的曲率大小。当蛇在缠绕它的猎物时，其所消耗的功率和蛇与其猎物相对位置之间的关系是重要的。正像人们估计到的，要想在绝对坐标系下采用

动力学和几何学来分析此时的运动是十分困难的。而采用沿身体轴在距离 s 处的曲率分布 $\rho(s)$ 以及力矩分布 $\tau(s)$ 这两个参数可以确定此时 ACM 在空间的运动姿态。

为了使 ACM 从一定的姿态开始曲线运动，它的致动器必须产生驱动力矩。但是，力矩分布被认为由三部分组成，双向转动力矩 $T_x(s)$，$T_y(s)$，(它们在以 ACM 体定义的轴所确定的垂直平面上成直角交叉)和体轴转动力矩 $T_\theta(s)$。依照这个驱动力矩，由身体产生的力和力矩由 6 个元素组成，它们分别是沿体轴的切向力 $f_t(s)$、沿体轴法线方向的力 $f_n(s)$ 和沿体轴副法线方向的力 $f_n'(s)$ 以及围绕空间三个轴的转动力矩 $\tau_t(s)$，$\tau_n(s)$，$\tau_n'(s)$。

简言之，ACM 运动产生了内力 $T_x(s)$，$T_y(s)$，$T_\theta(s)$，这些力与作用在 ACM 外部的力(这个力也由切向、法向、副法向的 6 个力和力矩分量组成)相对应，在外部产生 6 个力和力矩分量，结果改变了 ACM 的姿态以及 $\rho(s)$ 和 $\tau(s)$。

当 ACM 进行空间三维运动时应该产生上述参数，然而，本书只考虑 ACM 的推进运动。因此，我们把 ACM 的运动分析限制在二维平面上，即对上述参数加约束，相对于姿态的参数为曲率分布 $\rho(s)$、产生的力矩 $T(s)$、作用在 ACM 外部的切向力和法向力 $f_t(s)$ 和 $f_n(s)$ 以及从外部作用在 ACM 上的切向和法向力。下面将分别确定这些参数之间的关系。

2.6.3 ACM 的基本运动学

我们把 ACM 看作一个由增量长度 δs 为单元连接而成的串联杆系统(如图 2-15 所示)。ACM 可以在平面上有各种形状，我们可以用如下的运动学关系来描述其二维运动。

当任一关节 J_i 上的致动器产生关节力矩 T_i，这个力可以被定义为

$$f_i = \frac{T_i}{\delta s} \tag{2-6}$$

它产生在关节 J_i 以及 J_{i-1}，J_{i+1}的相应一侧(如图 2 - 15 所示)。对于相应一侧关节产生的力矩 T_{i-1}，T_{i+1}存在同样的关系，以后各分析将依据其相对于关节 J_i 的向量和，并定义在关节 J_i 沿身体轴的切向作为J_i 处连续曲线(s 轴)的方向，其延长线相交的角度为弯角 θ_i。

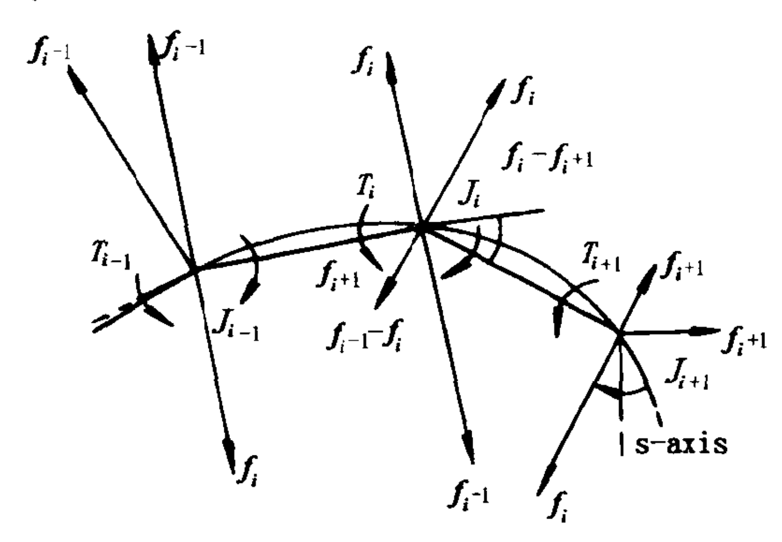


图 2 - 15　作用在 ACM 身体上的力

2.6.4　切向力的基本表达式

关节 J_i 产生的切向力 f_{ti}，可以得到相应的距离为 $s(\equiv i\delta s)$(如图 2 - 15)，则有

$$f_{ti} = \{(f_i - f_{i+1}) + (f_{i-1} - f_i)\}\sin\left(\frac{\theta_i}{2}\right) \qquad (2-7)$$

此处，如果我们取杆的长度 δs 无限小，则可以认为这个连杆系统为一条连续曲线，并获得下述关系：

$$\rho_i \approx \frac{\theta_i}{\delta s} \qquad (2-8)$$

$$\sin\left(\frac{\theta_i}{2}\right) \approx \frac{\theta_i}{2} \qquad (2-9)$$

其中，ρ_i 与第 i 段身体的曲率成比例。如果将(2 - 6)、(2 - 8)、(2 - 9)代入到(2 - 7)中，f_{ti}可以表达为

$$f_{ti} = \frac{T_{i+1} - T_{i-1}}{2\delta s}\rho_i \qquad (2-10)$$

这里，如果我们取单元杆长 δs 为无限小，则可得到连续的力矩分布 $T(s)$和曲率分布 $\rho(s)$。进一步地，当我们定义方程(2-10)左边为切向力密度函数 $f_t(s)$，则沿 ACM 身体每单位距离产生的力为

$$f_t(s) = \frac{\mathrm{d}T(s)}{\mathrm{d}s}\rho(s) \qquad (2-11)$$

上式曲率 $\rho(s)$的左旋转方向的符号与沿身体轴 s 的方向一起构成正的曲率方向。同样，定义左旋转方向为力矩 $T(s)$的正方向。对于 $f_t(s)$定义朝向身体轴原点的方向为正向，换句话说，减少身体轴向距离的方向为正向。

式(2-11)表明，当 ACM 的致动器产生驱动力矩时，由驱动力矩产生的切向力比例于身体曲率的增加和力矩分布的梯度。

进一步地，将切向力密度函数 $f_t(s)$沿整个 ACM 身体(长度为 L)积分可得整个 ACM 的推进力(切向力)F_t 为

$$F_t = \int_0^L \frac{\mathrm{d}T(s)}{\mathrm{d}s}\rho(s)\mathrm{d}s \qquad (2-12)$$

即是说，可由(2-12)式确定推进力。

2.6.5　法向力的基本表达式

正交于 ACM 身体轴方向的力称为法向力。由图 2-15 在关节 J_i 处的法向力可以表示为

$$f_{ni} = \{(f_i - f_{i+1}) - (f_{i-1} - f_i)\}\cos\left(\frac{\theta_i}{2}\right) \qquad (2-13)$$

这里，如果我们考虑到段长 δs 为无限小，则有

$$\cos(\theta_i/2) \approx 1 \qquad (2-14)$$

如果我们定义 ACM 身体的单位长度上的法向力为法向力密度函数 $f_n(s)$，通过将(2-14)和(2-6)代入到(2-13)可得

$$f_n(s) = \frac{d^2 T(s)}{ds^2} \qquad (2-15)$$

$f_n(s)$的符号为相应于沿身体轴 s 增加的方向的右手方向为正。

由(2－15)可以看出当 ACM 运动时,法向力与曲率分布 $\rho(s)$ 无关,并可以表达为力矩分布 $T(s)$的二阶导数。

当我们考虑 ACM 运动时,法向力是外力的反向力,遍布身体的法向力的绝对值的总和 F_n 表明了 ACM 运动的功效。

$$F_n = \int_0^L \left| \frac{d^2 T(s)}{ds^2} \right| ds \qquad (2-16)$$

由(2－16)式我们可以得到所有作用在 ACM 身体上的力。

2.6.6 功率的基本表达式

由于位于 ACM 身体上的致动器所产生的功率的局限性,在许多情况下它们的姿态和运动速度都会受到限制。因此,我们来确定 ACM 沿身体轴 s 以确定的速度 v 运动时产生的功率。

如果用 θ_i 表示关节 J_i 处的弯角,T_i 为所产生的力矩,P_i 为所产生的功率,则有

$$P_i = T_i \frac{d\theta_i}{dt} = T_i \frac{d\theta_i}{ds} \cdot \frac{ds}{dt} \qquad (2-17)$$

当杆长 δs 为无限小时,ACM 沿身体轴 s 方向的速度 v 可以表示为

$$v \approx \frac{ds}{dt} \qquad (2-18)$$

因此,如果我们将(2－8)和(2－18)代入到(2－17),则有

$$\frac{P_i}{\delta s} \approx T_i \frac{d\rho_i}{ds} v \qquad (2-19)$$

式(2－19)表明,我们可以通过连续函数 $T(s)$和 $\rho(s)$来表示力矩分布和曲率分布,如果我们称身体单位长度所产生的功率 $P_i/\delta s$ 为功率密度函数 $P(s)$,则可以推导出下面的关系:

$$P(s) = T(s)\frac{\mathrm{d}\rho(s)}{\mathrm{d}s}v \qquad (2-20)$$

式(2-20)表明了 ACM 运动时所需的功率。在运动期间,这个 $P(s)$值必须低于正常情况下致动器性能所决定的功率上限值。

2.6.7　一些有用的定义

蛇的侧向肌如图 2-16 所示,它附着在脊椎和肋的骨架上,连接肋与肋以及肋与脊椎骨。它的肌-骨架机构产生弯曲运动。为了进行运动学分析,需要对蛇躯干的结构作一些假设。

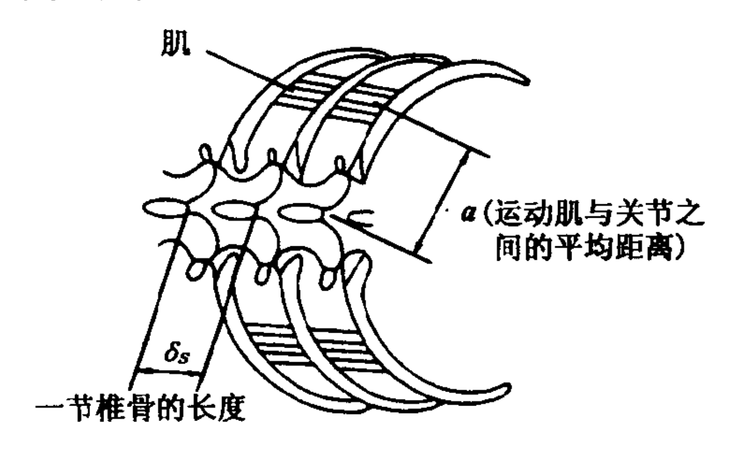


图 2-16　蛇的肌-骨架结构

(1)取每一节脊椎骨为一个单位长 δs 的杆(以束带蛇为例,为 5mm),蛇的躯干由一系列这样的杆串联组成,杆的连接处为可自由转动的关节。这个系统通过相应位置的独立对抗肌(以后称为致动肌)旋转关节来完成弯曲运动(如图 2-17 所示)。

(2)当躯体一侧的致动肌收缩,收缩力 f_{ml}在关节 J_i 产生转动力矩 T_i。如果在这一点上,关节转动角 θ_i 较小(对于束带蛇,这个角度大约为 4°)。如果从关节到驱动肌的距离为 a,则有

$$T_i = af_{ml} \qquad (2-21)$$

(3)杆 δs 的长度取为无限小,即 $\delta s \to 0$,并假设其为沿 s 轴逼近躯干的光滑连续的连线,相邻杆之间岔开的角度为 θ_i。

(4)假设杆的模型只在关节处与地面接触,因此外力全部作用

在关节上。

(5)假设常规的爬行运动模式是螺旋形曲线(图 2 - 14(a)),这个假设符合自然状态下蛇的滑行运动模式。

当假设螺旋状曲线为爬行运动模式时,曲率分布 $\rho(s)$为

$$\rho(s)=\frac{\pi\alpha}{2l}\sin\left(\frac{\pi s}{2l}\right) \tag{2-22}$$

其中,α 和 l 的定义如图 2 - 17 所示,s 为沿 s 轴的距离。

(6)假设常规的爬行运动模式由完整的周期波形组成,分析以一个波形周期的 1/4 为单位(如图 2 - 18 所示的 OP 段)。

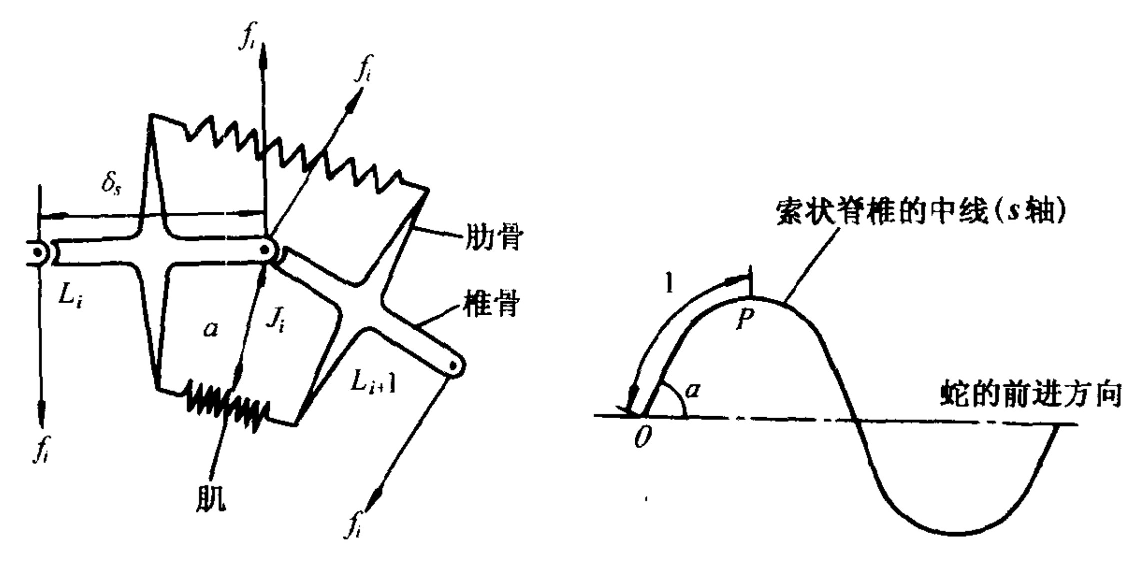


图 2 - 17 肌 - 骨架结构模型

图 2 - 18 常规爬行运动中术语定义示意图

2.6.8 肌力的分布

现在我们以 OP 段肌力的分布情况来研究常规爬行运动的肌力工作状况。为此对 OP 段肌力的分布作如下条件假设。

(1)由于致动肌处于它们的自然长度(即身体长度),因此,定义肌的长度为关节至肌的中点(即点 O)的距离。从生理学的角度来看,这个假设相当于在 OP 段的点 O 产生最大的肌力,而这个肌力到点 P 将单调消失。

(2)点 P 是一个转变点,致动肌在这一点由收缩变成拉伸(或

相反）。肌力在点 P 假设为零。

(3)由于肌力的变化在常规的爬行运动期间呈周期性，即使是在转变点 O 和 P（特别是在点 O，肌力为最大），假设肌力的变化是平滑的。

给定了上述条件，可以得到满足条件(1)和(2)的肌力分布函数 $F_m(s)$ 为

$$F_m(s) = f_{mo}\left\{1 - \left(\frac{s}{l}\right)^{\sigma}\right\} \tag{2-23}$$

其中，σ 表示肌力分布的范围；f_{mo} 代表 O 点的肌力；l 为 OP 段轴向长度。由(2-24)式得出的肌力分布曲线如图 2-19 所示。从图中可以看出，当 $\sigma \leq 1$ 时，点 O 一侧的肌力分布不光滑。因此根据条件(3)，(2-23)式的应用限界为 $\sigma > 1$。

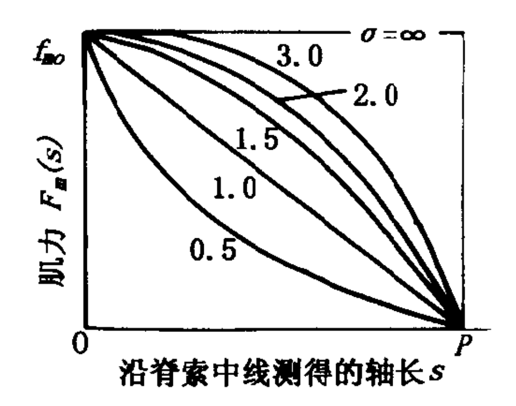


图 2-19　设想的肌力分布

由(2-23)和(2-21)式可以导出躯干的力矩分布函数 $T(s)$，即

$$T(s) = af_{mo}\left\{1 - \left(\frac{s}{l}\right)^{\sigma}\right\} \tag{2-24}$$

力矩分布函数的一、二阶导数为

$$\frac{\mathrm{d}T(s)}{\mathrm{d}s} = \frac{\sigma a}{l}f_{mo}\left(\frac{s}{l}\right)^{\sigma-1} \tag{2-25}$$

$$\frac{\mathrm{d}^2T(s)}{\mathrm{d}s^2} = \frac{\sigma(\sigma-1)a}{l^2}f_{mo}\left(\frac{s}{l}\right)^{\sigma-2} \tag{2-26}$$

至此，我们得到了常规爬行运动中 OP 段力矩的分布情况，并要求(2-24)式中分布的结构特征参数限定为 $\sigma > 1$。

2.6.9　爬行运动的形态学

动物对应于它们所处的环境及生理需要等显示出不同的运动模式。然而，当把它们置于一定的环境条件下，通常它们会以各自

标准的运动模式进行有规则的运动。这些运动,特别是它们所采取的运动形态是人类工程学(Ergonomic)运动分析的主要因素,同时在设计仿生系统的运动规则时也很有用。

这里,我们来研究蛇(ACM 模型)爬行运动标准的运动模式。当蛇在水中和陆地上爬行时,Rashevsy 认为运动轨迹近似三角波,而 Gray 和 Taylor 认为它们像正弦波。Hertel 建议滑行曲线近似为 x 和 y 方向正弦波函数的组合曲线。然而,所提出的曲线主要表达的是爬行运动力学分析的一个可能的前提,是实际蛇滑动模式的某种程度上的近似,而没有考虑蛇的生理学依据。这里,我们从神经生理学角度出发,考虑到蛇在爬行期间致动肌的收缩机制来描述蛇的身体形状曲线。

蛇体由彼此相连的 200~400 个椎骨组成,借助于附着在关节上的致动肌使其肌-骨架链产生左右弯曲运动。其身体所形成的曲线的曲率在单关节单元小的运动范围内(实际上,最多是大约 $\pm 4°$)与肌的收缩程度成比例。图 2-20 给出蛇滑行时的几种身体形态,(a)为身体形状曲线,(b)为沿身体轴 s 肌收缩的情况。肌收缩分布表明了沿身体肌组的空间分布情况,我们也可以把它看成是在蛇以常速滑动时,一块肌随时间变化的情况。

让我们用这样的观点来看图 2-20。首先考虑滑动模式为三角波或弧形的情形(如图 2-20(1)和(2)所示),肌每半个周期进行一次脉冲或阶跃状收缩与松弛运动。如果我们认为滑动模式是正弦波,如图 2-20(b)所示,滑动期间 OP 段(或 PO 段)在弯曲点肌收缩呈复杂变化。因为运动模式为正弦波,其变化率为正弦波的微分,即余弦波。然而,这只对沿绝对坐标系的 x 轴微分才成立。当我们以曲线坐标系 s 为轴观察此变化率时,其变形曲线如图 2-20(3)(b)所示。

如果我们考虑到肌的运动神经结构,上述三种假设的曲线均是非自然状态。换句话说,对于三角波和弧形波,肌的收缩和松弛运动的变化率变得不连续,而正弦波模式需要相当复杂的肌收缩

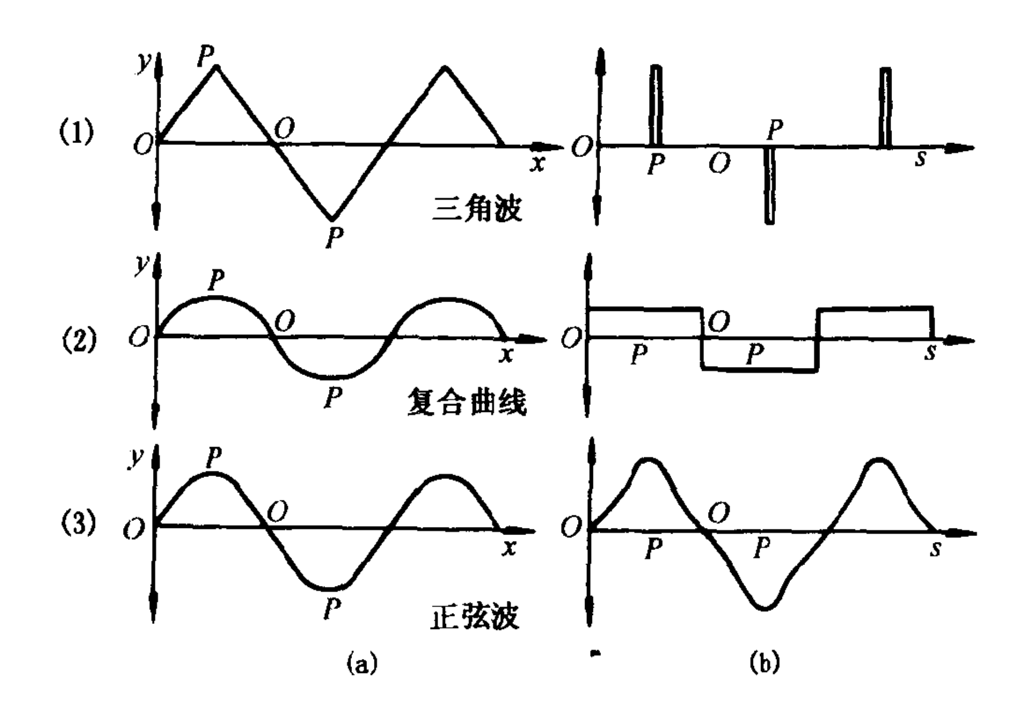


图 2 - 20
(a)滑动时身体形态曲线　(b)沿身体轴的肌收缩情况

运动。无论我们从肌的特点还是从运动神经系考虑,都很难将这种肌收缩运动与平滑爬行运动联系起来。

东京理工学院的 Umetani 教授提出了下面的近似曲线以拟补前述曲线的不足。对于蛇的匀速稳定爬行运动,致动肌每半个周期(*POP* 段)往复收缩与松弛运动,使蛇身自动形成了这种运动曲线。图 2 - 21(a)显示了这种肌收缩运动。这种曲线每半个周期曲率与长度之比是常数,通常称为“螺旋曲线”(即 Cornu 螺旋曲线)。这种螺旋形曲线近年来用于高速公路的曲率设计。如果高速公路是螺旋曲线,司机可以常速转动方向盘以通过这段曲线。采用 Fresnel 积分,这种螺旋形曲线(如图 2 - 22 所示)的 x 坐标 $C(s)$和 y 坐标 $S(s)$以曲线长度 s 为参数可以表达为

$$\left.\begin{aligned} S(s) &= \int_0^s \sin\left(\frac{\pi}{2}\cdot t^2\right)\mathrm{d}t \\ C(s) &= \int_0^s \cos\left(\frac{\pi}{2}\cdot t^2\right)\mathrm{d}t \end{aligned}\right\} \tag{2-27}$$

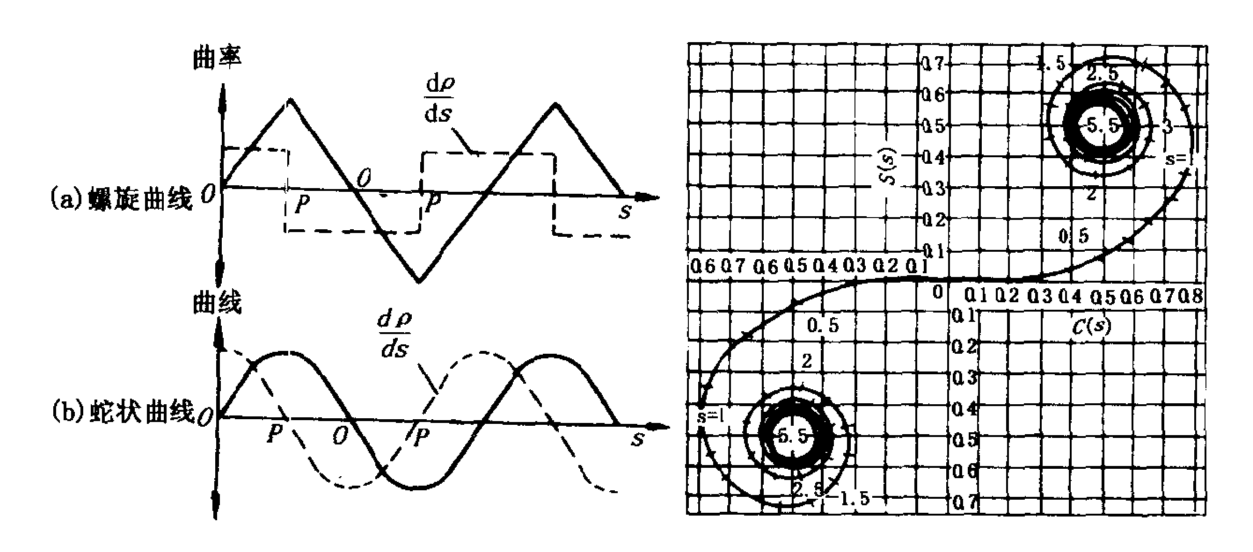


图 2-21 近似身体形状的两种曲线的曲率分布 $\rho(s)$及其一阶导数 $d\rho(s)/ds$

图 2-22 螺旋形曲线

所提出的曲线是由螺旋曲线组成的复合曲线，其每半个周期的表达式为(2-27)式。以后我们称这个曲线为"回旋曲线"。回旋曲线反映了匀速运动中肌收缩与松弛运动的自然状态，而且与所观察到的实际身体形状非常接近。然而，这种假设中肌的收缩率(曲率的变化率)在 P 点(回旋曲线的两个半周期之间的交接处)不连续。我们不得不说这是肌运动的非自然状态描述。为了更好地描述蛇在爬行和滑行运动时的身体曲线，Hirose 教授提出了一种沿曲线轴曲率呈正弦变化的曲线，并把它命名为"蛇状曲线"(serpenoid curve)。这种蛇状曲线曲率的变化率由正弦波产生，如图 2-21(b)所示，沿身体曲率的变化是光滑的。换句话说，从运动神经生理学的观点出发，这是迄今为止分析蛇的滑行运动的最贴近自然的描述。在这个描述中，肌以谐波振动的方式进行着最自然的收缩与松弛运动，这是一个典型的平滑流动的周期运动。

下面我们来研究蛇平稳滑行时，致动肌以匀速往复收缩与松弛运动对应的回旋曲线公式。首先在如图 2-23 所示的坐标系中建立 1/4 周期的曲线，可以视其由增量长度 δs(相应于蛇的椎骨)

组成(如图 2－24 所示)。由于沿身体轴曲率的变化是规则的,图 2－24 所示的在身体轴的任意一点 Q 的弯角为 $\theta(s)=A\cdot(s/l)$(此处,A 为常数,它的确定是以整个 OP 段弯角 $\theta(s)$ 之和等于图 2－23 所示的卷绕角(winding angle)α 为依据的),它在 O 点变为零,而在 P 点为最大。

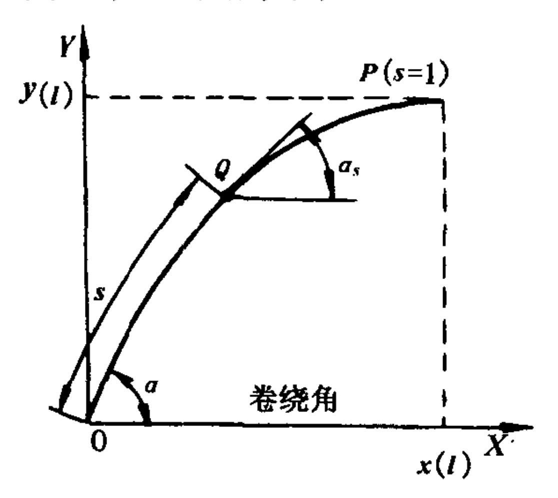


图 2－23 OP 段滑行模式每一段的术语

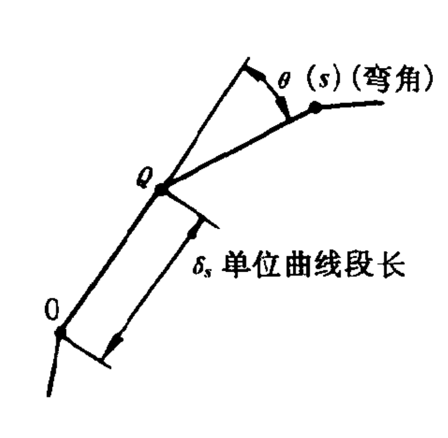


图 2－24 单位曲线段的术语

$$\alpha=\frac{1}{\delta s}\int_0^l\theta(s)\mathrm{d}s \tag{2-28}$$

弯角为

$$\theta(s)=2\alpha\left(\frac{\delta s}{l}\right)\left(\frac{s}{l}\right) \tag{2-29}$$

整个 OQ 段,有

$$\alpha-\alpha_s=\frac{1}{\delta s}\int_0^s\theta(s)\mathrm{d}s \tag{2-30}$$

将(2－29)代入到(2－30),Q 点的卷绕角可以表达为:

$$\alpha_s=\left\{1-\left(\frac{s}{l}\right)^2\right\}\alpha \tag{2-31}$$

任意点 O 的 x 和 y 坐标 $x(s)$ 和 $y(s)$ 可以由沿 x 轴和 y 轴 OQ 段增量长度的积分得到,即

$$\left.\begin{aligned} x(s) &= \int_0^s \cos\alpha_s \mathrm{d}s \\ y(s) &= \int_0^s \sin\alpha_s \mathrm{d}s \end{aligned}\right\} \tag{2-32}$$

将(2 - 31)代入到(2 - 32)可得

$$\begin{bmatrix} x(s) \\ y(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\alpha & -\sin\alpha \\ \sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \int_0^s \cos\left\{\left(\frac{u}{l}\right)^2\alpha\right\}\mathrm{d}u \\ \int_0^s \sin\left\{\left(\frac{u}{l}\right)^2\alpha\right\}\mathrm{d}u \end{bmatrix} \tag{2-33}$$

如果我们作变量变换:$(u/l)^2\alpha = (\pi/2)t^2$,使用 Fresnel 积分的标准形式(2 - 27)式,则有

$$\begin{bmatrix} x(s) \\ y(s) \end{bmatrix} = l\sqrt{\frac{\pi}{2\alpha}}\begin{bmatrix} \cos\alpha & -\sin\alpha \\ \sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} C\left(\frac{1}{l}\sqrt{\frac{2\alpha}{\pi}}s\right) \\ S\left(\frac{1}{l}\sqrt{\frac{2\alpha}{\pi}}s\right) \end{bmatrix} \tag{2-34}$$

方程(2 - 34)表达了从图 2 - 22 所示的回旋运动的原点变换到图 2 - 23 所示的沿曲线长度 l 这部分的变换。如果持续以角度 α 旋转 $x-y$ 坐标系,最终即可得到其正常的尺寸。

最后,我们来研究一下曲率呈正弦变化的螺旋运动曲线的公式。对于螺旋曲线,图 2 - 24 所示的弯角 $\theta(s)$在 O 点从零按正弦规律到 P 点变为最大,因此 $\theta(s)$可以表述为

$$\theta(s) = A\sin\left\{\left(\frac{\pi}{2}\right)\cdot\left(\frac{s}{l}\right)\right\}$$

将上式的 $\theta(s)$代入到式(2 - 28)中,并得到常数 A,则螺旋曲线的弯角 $\theta(s)$可以表述为

$$\theta(s) = \left(\frac{\pi}{2}\right)\alpha\left(\frac{\delta s}{l}\right)\sin\left(\frac{\pi s}{2l}\right) \tag{2-35}$$

如果将(2 - 35)代入到(2 - 30)式,则螺旋曲线身体轴上任意

点 Q 的卷绕角 α_s 可以表达为

$$\alpha_s = \alpha\cos\left(\frac{\pi s}{2l}\right) \tag{2-36}$$

如果将(2-36)代入到(2-32),我们可以用公式来表示 $x(s)$ 和 $y(s)$。简单起见,先看 $x(s)$,将(2-36)代入到(2-32)

$$x(s) = \int_0^s \cos\left\{\alpha\cos\left(\frac{\pi}{2}\frac{s}{l}\right)\right\}\mathrm{d}u \tag{2-37}$$

变换积分变量 $\theta=(\pi/2)\cdot(u/l)+(\pi/2)$,我们得到

$$x(s) = \frac{2}{\pi}\int_{\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}\cdot\frac{s}{l}+\frac{\pi}{2}} \cos(\alpha\sin\theta)\mathrm{d}\theta \tag{2-38}$$

在方程(2-38)中,有下列展开式

$$\cos(\alpha\sin\theta) = J_0(\alpha) + 2J_2(\alpha)\cos2\theta + \cdots + 2J_{2m}(\alpha)\cos2m\theta + \cdots \tag{2-39}$$

其中,$J_n(\alpha)(n=0,1,2,\cdots)$表示为如下的第一类 Bessel 函数

$$J_n(\alpha) = \left(\frac{\alpha}{2}\right)^n \sum_{m=0}^{\infty} \frac{(-1)^m}{m!\Gamma(n+m+1)}\left(\frac{\alpha}{2}\right)^{2m} \tag{2-40}$$

将(2-39)代入到(2-37)中,我们可以得到

$$x(s) = sJ_0(\alpha) + \frac{4l}{\pi}\sum_{m=0}^{\infty} J_{2m}(\alpha)\int_{\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}\cdot\frac{s}{l}+\frac{\pi}{2}} \cos2m\theta\mathrm{d}\theta \tag{2-41}$$

计算(2-42)式右手边的第二项,得到 $x(s)$的 Bessel 函数。采用同样方式,将(2-36)代入到(2-32)式的 $y(s)$中,并采用如下关系

$$\sin(\alpha\sin\theta) = 2J_1(\alpha)\sin\theta + \cdots + 2J_{2m+1}(\alpha)\sin(2m-1)\theta + \cdots \tag{2-42}$$

我们就可以得到 $y(s)$的表达式。因此,以曲线长度 s 为参数的 $x(s)$和 $y(s)$可表达为

$$x(s)=sJ_0(\alpha)+\frac{4l}{\pi}\sum_{m=1}\frac{(-1)^m}{2m}J_{2m}(\alpha)\sin\left(m\pi\frac{s}{l}\right)$$

$$y(s)=\frac{4l}{\pi}\sum_{m=1}^{\infty}(-1)^{m-1}\frac{J_{2m-1}(\alpha)}{2m-1}\sin\left(\frac{2m-1}{2}\pi\frac{s}{l}\right)$$

$$(2-43)$$

上述方程描述了螺旋曲线，它与(2-34)不同，它将整个爬行滑动形状表达为周期函数。利用(2-40)，我们可以得到(2-43)式中第一类 Bessel 函数 $J_n(\alpha)$ 的数值解。

第三章　生物体系统运动模型

本章主要讨论生物系统的运动模型，它包括类人型运动模型、四足动物运动模型以及爬行动物运动模型。下面分别加以介绍。

3.1　类人型运动模型

如果在定义类人型机构的构件时，也系统地定义构件位置的角度，就可以编制通用性数学模型。由于这里所研究的系统的主要旋转都是绕x，y轴产生的，所以在规定躯体位置时，采用图 3-1 所示的坐标系是很方便的。也就是说，如果照这样来定义坐标轴，则下肢的运动或其测定值就可以很方便地表达。我们按照以下的规定和符号来编制数学模型(图 3-2)。

(1)刚性构件有 n 个，用附标 $i=1,2,...,n$ 加以区别。

(2)刚性构件之间用球窝形关节进行连结。

(3)构件是单纯地连结在一起的。

(4)对各刚性构件 i 都采用按右手规则确定的动坐标系 x，y，z。坐标原点在各构件的质心上，方向用欧拉角规定。

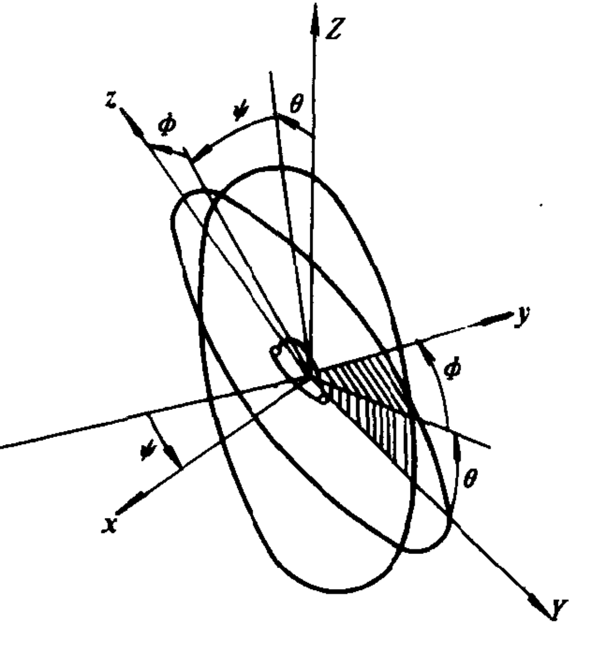


图 3-1　动坐标系的定义

(5)设各刚性构件 i 的质量为 m_i,惯性张量为 J_i,质心与第1关节之间的位置矢量为 d_i。所谓第1关节定义为在各构件的关节中,距固定点最近的那个关节。

(6)由于各构件单纯连结,所以关节的数目与构件数相同。在这里,把固定点也看成是起始构件与地面之间的关节。区分关节时,采用附标 $p=0,1,...$。

(7)在各构件的第1关节与其它关节之间,定义长度矢量为 l。这个矢量的数目因构件而异,设在整个系统中有 m 个,并用附标 $j=1,2,...,m$ 区分之。

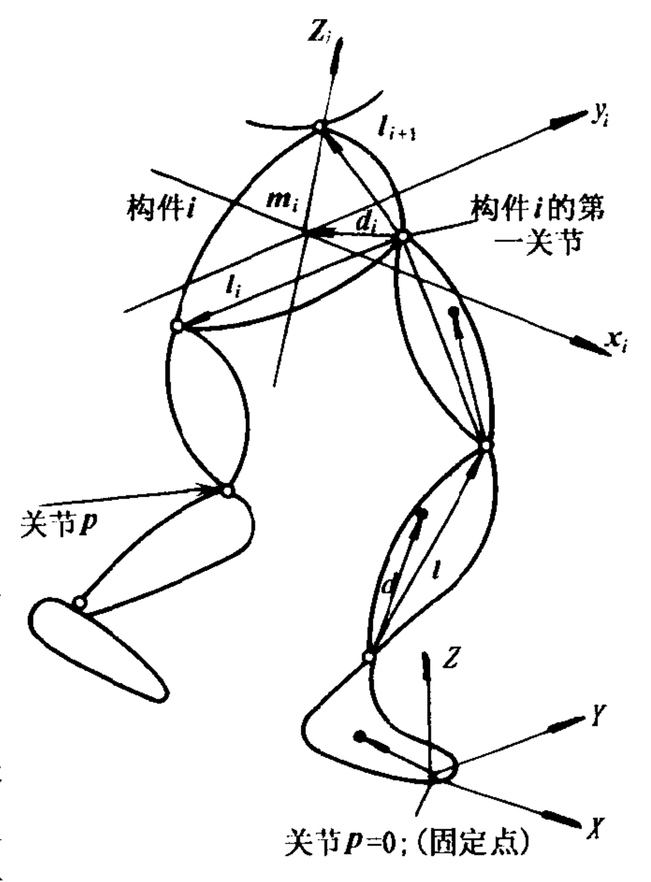


图3-2 主要符号

(8)各构件的位置和倾角,用对固定点的质心位置和欧拉角表达。欧拉角 θ,ψ,ϕ 定义为动坐标系 x,y,z 相对于静坐标系 X,Y,Z 的转角。质心的位置,由位于所求构件与固定点之间的所有构件的倾角来决定。

机械模型的结构用矩阵表达。因此,可以用同一个数学模型来处理广泛的机械模型。作为表示结构的矩阵,采用以下的形式:

(1)矩阵[ε]的元素 ε_{ip},在构件 i 绕关节 p 产生力矩时规定为1,否则为0。也就是说,这个矩阵表示各构件对关节力矩所起的作用。

(2)矩阵[δ]的元素 δ_{ijp},当矢量 l_j 位于从关节 p 到构件 i 的第1关节的连线之间时规定为1,否则为0。也就是说,这个矩阵

表示矢量 l_j 是否与由构件 i 产生的绕关节 p 的力矩有关。

(3)矩阵$[\gamma]$的元素 γ_{ij}，当矢量 l_j 位于构件 i 上时规定为 1，否则为 0。也就是说，这个矩阵表示构件与矢量 l 的关系。

绕关节 p 的力矩，用相对于如下的任意坐标系表达。对这种坐标系来说，在 p 点连结的两个构件所形成的倾角用方向余弦定义。在关节 p 处连结的两个构件用符号$\beta(p,1)$，$\beta(p,2)$，加以区别。设这种坐标系的第 1 轴同起始构件之间的方向余弦为$(l,m,n)_{p,1}$，第 2 轴同第二个构件之间的余弦为$(l,m,n)_{p,2}$。这样来确定这两根轴线，从关节的实物结构来看，可以说是当然的。第 3 根轴线定义为与这两根轴线正交。

以下求通用两足步行机械的数学模型。为了用这种通用模型来分析特定结构的运动，首先根据整个构件的惯性、几何尺寸和结构矩阵的数据，求出具体的运动方程式。然后，可按所采用的步行姿态和重复条件来求解这个方程。

1. *构件的旋转运动*　为了描述构件的旋转运动，定义图 3－1 所示的坐标系和欧拉角 θ,ψ,ϕ。采用下式即可将正交静坐标系的分量 X,Y,Z 变换成固定在构件上的正交动坐标系的分量 x，y，z

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = [\phi][\psi][\theta]\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix}$$

式中，变换矩阵如下：

$$[\theta] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta & \sin\theta \\ 0 & -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix}$$

$$[\psi] = \begin{bmatrix} \cos\psi & 0 & -\sin\psi \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\psi & 0 & \cos\psi \end{bmatrix} \qquad (3-1)$$

$$[\phi]=\begin{bmatrix}1 & 0 & 0\\ 0 & \cos\phi & \sin\phi\\ 0 & -\sin\phi & \cos\phi\end{bmatrix}$$

由于正交条件成立，所以逆矩阵变成转置矩阵，下式成立：

$$\begin{bmatrix}X\\ Y\\ Z\end{bmatrix}=[\theta]^T[\psi]^T[\phi]^T\begin{bmatrix}x\\ y\\ z\end{bmatrix}$$

将构件的角速度用欧拉角的微分值表达，则成下式：

$$\begin{bmatrix}\omega_x\\ \omega_y\\ \omega_z\end{bmatrix}=[\phi][\psi]\begin{bmatrix}\dot{\theta}\\ 0\\ 0\end{bmatrix}+[\psi]\begin{bmatrix}0\\ \dot{\psi}\\ 0\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}\dot{\phi}\\ 0\\ 0\end{bmatrix}$$

整理此式，则成为：

$$\begin{bmatrix}\omega_x\\ \omega_y\\ \omega_z\end{bmatrix}=[\pi]\begin{bmatrix}\dot{\theta}\\ \dot{\psi}\\ \dot{\phi}\end{bmatrix}$$

式中，变换矩阵$[\pi]$为：

$$[\pi]=\begin{bmatrix}\cos\psi & 0 & 1\\ \sin\psi\sin\phi & \cos\phi & 0\\ \sin\psi\cos\phi & -\sin\phi & 0\end{bmatrix} \tag{3-2}$$

角速度的变化率为：

$$\begin{bmatrix}\dot{\omega}_x\\ \dot{\omega}_y\\ \dot{\omega}_z\end{bmatrix}=\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}\begin{bmatrix}\omega_x\\ \omega_y\\ \omega_z\end{bmatrix}=\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}\left([\pi]\begin{bmatrix}\dot{\theta}\\ \dot{\psi}\\ \dot{\phi}\end{bmatrix}\right)$$

计算右边，则变成下式：

$$\begin{bmatrix}\dot{\omega}_x\\ \dot{\omega}_y\\ \dot{\omega}_z\end{bmatrix}=[\pi]\begin{bmatrix}\ddot{\theta}\\ \ddot{\psi}\\ \ddot{\phi}\end{bmatrix}+[\pi_1]\begin{bmatrix}\dot{\psi}\dot{\phi}\\ \dot{\phi}\dot{\theta}\\ \dot{\theta}\dot{\psi}\end{bmatrix} \tag{3-3}$$

式中，矩阵$[\pi_1]$为：

$$[\pi_1] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -\sin\psi \\ -\sin\phi & \sin\psi\cos\phi & \cos\psi\sin\phi \\ -\cos\phi & -\sin\psi\sin\phi & \cos\psi\cos\phi \end{bmatrix}$$

将作用在构件上引起构件转动的外力矩,用绕 x, y, z 轴的分量来表达。由于它们与构件的角动量有关,所以要先求角动量。如用矩阵形式表示角动量,则成:

$$\begin{bmatrix} H_x \\ H_y \\ H_z \end{bmatrix} = [J]\begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}$$

式中,矩阵$[J]$是惯性张量:

$$[J] = \begin{bmatrix} J_{xx} & -J_{xy} & -J_{xz} \\ -J_{yx} & J_{yy} & -J_{yz} \\ -J_{zx} & -J_{zy} & J_{zz} \end{bmatrix} \quad (3-4)$$

作用在构件上的力矩与角动量的变化率相等,故可写成:

$$\begin{bmatrix} M_x \\ M_y \\ M_z \end{bmatrix} = \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}\begin{bmatrix} H_x \\ H_y \\ H_z \end{bmatrix} + [\omega]\begin{bmatrix} H_x \\ H_y \\ H_z \end{bmatrix} \quad (3-5)$$

式中,矩阵$[\omega]$为:

$$[\omega] = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_z & 0 & -\omega_x \\ -\omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix}$$

由于轴 x, y, z 固定在构件上,故可将式(3-5)改写成:

$$\begin{bmatrix} M_x \\ M_y \\ M_z \end{bmatrix} = [J]\begin{bmatrix} \dot{\omega}_x \\ \dot{\omega}_y \\ \dot{\omega}_z \end{bmatrix} + [\omega][J]\begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}$$

进一步展开后,则可得下式:

$$\begin{bmatrix} M_x \\ M_y \\ M_z \end{bmatrix} = [J]\begin{bmatrix} \dot{\omega}_x \\ \dot{\omega}_y \\ \dot{\omega}_z \end{bmatrix} + [J_1]\begin{bmatrix} \omega_x^2 \\ \omega_y^2 \\ \omega_z^2 \end{bmatrix} + [J^2]\begin{bmatrix} \omega_y\omega_z \\ \omega_z\omega_x \\ \omega_x\omega_y \end{bmatrix} \quad (3-6)$$

式中,惯性矩阵$[J_1]$,$[J_2]$定义如下:

$$[J_1] = \begin{bmatrix} 0 & -J_{zy} & J_{yz} \\ J_{zx} & 0 & -J_{xz} \\ -J_{yx} & J_{xy} & 0 \end{bmatrix}$$

$$[J_2] = \begin{bmatrix} J_{zz}-J_{yy} & J_{yx} & -J_{zx} \\ -J_{xy} & J_{xx}-J_{zz} & J_{zy} \\ J_{xz} & -J_{yz} & J_{yy}-J_{xx} \end{bmatrix} \quad (3-7)$$

把角速度的二次项用欧拉角的变化率表达。因此,可利用如下关系:

$$\begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}[\omega_x, \omega_y, \omega_z] = [\pi]\begin{bmatrix} \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \\ \dot{\phi} \end{bmatrix}[\dot{\theta} \quad \dot{\psi} \quad \dot{\phi}][\pi]^T$$

比较两边的对应同类项,可得下式:

$$\begin{bmatrix} \omega_x^2 \\ \omega_y^2 \\ \omega_z^2 \end{bmatrix} = [\pi_2]\begin{bmatrix} \dot{\theta}^2 \\ \dot{\psi}^2 \\ \dot{\phi}^2 \end{bmatrix} + [\pi_3]\begin{bmatrix} \dot{\psi}\dot{\phi} \\ \dot{\phi}\dot{\theta} \\ \dot{\theta}\dot{\psi} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \omega_y\omega_z \\ \omega_z\omega_x \\ \omega_x\omega_y \end{bmatrix} = [\pi_4]\begin{bmatrix} \dot{\theta}^2 \\ \dot{\psi}^2 \\ \dot{\phi}^2 \end{bmatrix} + [\pi_5]\begin{bmatrix} \dot{\psi}\dot{\phi} \\ \dot{\phi}\dot{\theta} \\ \dot{\theta}\dot{\psi} \end{bmatrix} \quad (3-8)$$

式中,从$[\pi_2]$到$[\pi_5]$的变换矩阵如下:

$$[\pi_2] = \begin{bmatrix} \cos^2\psi & 0 & 1 \\ \sin^2\psi\sin^2\phi & \cos^2\phi & 0 \\ \sin^2\psi\cos^2\phi & \sin^2\phi & 0 \end{bmatrix}$$

$$[\pi_3]=\begin{bmatrix}0 & 2\cos\psi & 0\\ 0 & 0 & 2\sin\psi\sin\phi\cos\phi\\ 0 & 0 & -2\sin\psi\sin\phi\cos\phi\end{bmatrix}$$

$$[\pi_4]=\begin{bmatrix}\sin^2\psi\sin\phi\cos\phi & -\sin\phi\cos\phi & 0\\ \sin\psi\cos\psi\cos\phi & 0 & 0\\ \sin\psi\cos\psi\sin\phi & 0 & 0\end{bmatrix} \tag{3-9}$$

$$[\pi_5]=\begin{bmatrix}0 & 0 & \sin\psi(\cos^2\phi-\sin^2\phi)\\ -\sin\phi & \sin\psi\cos\phi & -\cos\psi\sin\phi\\ \cos\phi & \sin\psi\sin\phi & \cos\psi\cos\phi\end{bmatrix}$$

将(3－3)和(3－8)代入到(3－6),可得如下的力矩式:

$$\begin{bmatrix}M_x\\ M_y\\ M_z\end{bmatrix}=[J][\pi]\begin{bmatrix}\ddot\theta\\ \ddot\psi\\ \ddot\phi\end{bmatrix}+([J_1][\pi_2]+[J_2][\pi_4])\begin{bmatrix}\dot\theta^2\\ \dot\psi^2\\ \dot\phi^2\end{bmatrix}+$$

$$([J][\pi_1]+[J_1][\pi_3]+[J_2][\pi_5])\begin{bmatrix}\dot\psi\,\dot\phi\\ \dot\phi\,\dot\theta\\ \dot\theta\,\dot\psi\end{bmatrix} \tag{3-10}$$

以上所求出的各力矩分量,是相对于动坐标系表达的。如要把它们变换成相对于静坐标系 X,Y,Z 的分量,则可进行如下的逆变换:

$$\begin{bmatrix}M_X\\ M_Y\\ M_Z\end{bmatrix}=[\theta]^T[\psi]^T[\phi]^T\begin{bmatrix}M_x\\ M_y\\ M_z\end{bmatrix} \tag{3-11}$$

联立式(3－10)和(3－11),则力矩公式的最终形式,其相对于静坐标 X,Y,Z 的分量如下:

$$\begin{bmatrix}M_X\\ M_Y\\ M_Z\end{bmatrix}_i=[D]_i\begin{bmatrix}\ddot\theta\\ \ddot\psi\\ \ddot\phi\end{bmatrix}_i+[E]_i\begin{bmatrix}\dot\theta^2\\ \dot\psi^2\\ \dot\phi^2\end{bmatrix}_i+[F]_i\begin{bmatrix}\dot\psi\,\dot\phi\\ \dot\phi\,\dot\theta\\ \dot\theta\,\dot\psi\end{bmatrix}_i \tag{3-12}$$

式中,加上附标 i,是为了清楚地表示这个力矩式同构件 i 的转动有关。变换矩阵由欧拉角和构件的惯性性质所组成,定义如下:

$$
\begin{aligned}
[D] &= [\theta]^T[\psi]^T[\phi]^T[J][\pi] \\
[E] &= [\theta]^T[\psi]^T[\phi]^T([J_1][\pi_2]+[J_2][\pi_4]) \\
[F] &= [\theta]^T[\psi]^T[\phi]^T([J][\pi_1]+[J_1][\pi_3]+[J_2][\pi_5])
\end{aligned}
\tag{3-13}
$$

当动坐标系与构件的惯性主轴方向一致时,矩阵$[J_1]$为零,矩阵$[J]$,$[J_2]$都变成对角阵。

2. 构件的线运动　研究构件线运动时,可以考虑用距离 l 和 d 的组合来表达质心的位置。长度 l 是从构件的第一关节指向同一构件其它关节的矢量 l 的长度。各个构件矢量 l 的数目随构件而异,这个矢量的附标 $j(j=1,2,\ldots,m)$与构件的附标无关。另外,距离 d 是从构件的第一关节指向同一构件质心的矢量 d 的长度。因此,构件 i 的距离 d 只有一种,表示为 $d_i(i=1,2,\ldots,n)$。矢量 l 和 d 的分量用动坐标系 x,y,z 表达,不随时间变化。然而,如果这些矢量的分量相对于静坐标系 X,Y,Z 表达的话,由于它们与欧拉角的大小有关,所以将随时间变化。要把这些分量从动坐标系变换到静坐标系,可用下列各式进行计算:

$$
\begin{bmatrix} l_X \\ l_Y \\ l_Z \end{bmatrix} = [\theta]^T[\psi]^T[\phi]^T \begin{bmatrix} l_x \\ l_y \\ l_z \end{bmatrix} \tag{3-14}
$$

$$
\begin{bmatrix} d_X \\ d_Y \\ d_Z \end{bmatrix} = [\theta]^T[\psi]^T[\phi]^T \begin{bmatrix} d_x \\ d_y \\ d_z \end{bmatrix} \tag{3-15}
$$

矢量 l 在静坐标系 X,Y,Z 上的分量对时间的二阶微分可按下式计算:

$$\begin{bmatrix} \ddot{l}_X \\ \ddot{l}_Y \\ \ddot{l}_Z \end{bmatrix} = \frac{\mathrm{d}^2}{\mathrm{d}t^2}([\theta]^T[\psi]^T[\phi]^T)\begin{bmatrix} l_x \\ l_y \\ l_z \end{bmatrix}$$

其结果为：

$$\begin{bmatrix} \ddot{l}_X \\ \ddot{l}_Y \\ \ddot{l}_Z \end{bmatrix} = ([\theta_2]^T[\psi]^T[\phi]^T\dot{\theta}^2 + [\theta]^T[\psi_2]^T[\phi]^T\dot{\psi}^2 + [\theta]^T[\psi]^T[\phi_2]^T\dot{\phi}^2 +$$

$$2[\theta]^T[\psi_1]^T[\phi_1]^T\dot{\psi}\dot{\phi} + 2[\theta_1]^T[\psi]^T[\phi_1]^T\dot{\phi}\dot{\theta} + 2[\theta_1]^T[\psi_1]^T[\phi]^T\dot{\theta}\dot{\psi} +$$

$$[\theta_1]^T[\psi]^T[\phi^T]\ddot{\theta} + [\theta]^T[\psi_1]^T[\phi]^T\ddot{\psi} + [\theta]^T[\psi]^T[\phi_1]^T\ddot{\phi})\begin{bmatrix} l_x \\ l_y \\ l_z \end{bmatrix} \tag{3-16}$$

式中，矩阵$[\theta_1]$，$[\theta_2]$，$[\psi_1]$，$[\psi_2]$，$[\phi_1]$，$[\phi_2]$分别为矩阵$[\theta]$，$[\psi]$，$[\phi]$的微分，表示如下：

$$[\theta_1] = \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}\theta}[\theta] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\sin\theta & \cos\theta \\ 0 & -\cos\theta & -\sin\theta \end{bmatrix}$$

$$[\theta_2] = \frac{\mathrm{d}^2}{\mathrm{d}\theta^2}[\theta] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\cos\theta & -\sin\theta \\ 0 & \sin\theta & -\cos\theta \end{bmatrix}$$

$$[\psi_1] = \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}\psi}[\psi] = \begin{bmatrix} -\sin\psi & 0 & -\cos\psi \\ 0 & 0 & 0 \\ \cos\psi & 0 & -\sin\psi \end{bmatrix}$$

$$[\psi_2] = \frac{\mathrm{d}^2}{\mathrm{d}\psi^2}[\psi] = \begin{bmatrix} -\cos\psi & 0 & \sin\psi \\ 0 & 0 & 0 \\ -\sin\psi & 0 & -\cos\psi \end{bmatrix}$$

$$[\phi_1] = \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}\phi}[\phi] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\sin\phi & \cos\phi \\ 0 & -\cos\phi & -\sin\phi \end{bmatrix}$$

$$[\phi_2] = \frac{\mathrm{d}^2}{\mathrm{d}\phi^2}[\phi] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\cos\phi & -\sin\phi \\ 0 & \sin\phi & -\cos\phi \end{bmatrix} \qquad (3-17)$$

式中,(3-16)可简洁地表达如下:

$$\begin{bmatrix} \ddot{l}_X \\ \ddot{l}_Y \\ \ddot{l}_Z \end{bmatrix}_j = [A]_j[\Lambda]_j \begin{bmatrix} \ddot{\theta} \\ \ddot{\psi} \\ \ddot{\phi} \end{bmatrix}_j + [B]_j[\Lambda]_j \begin{bmatrix} \dot{\theta}^2 \\ \dot{\psi}^2 \\ \dot{\phi}^2 \end{bmatrix}_j + [C]_j[\Lambda]_j \begin{bmatrix} \dot{\psi}\dot{\phi} \\ \dot{\phi}\dot{\theta} \\ \dot{\theta}\dot{\psi} \end{bmatrix}_j \qquad (3-18)$$

式中,矩阵$[A]$,$[B]$,$[C]$,$[\Lambda]$定义如下:

$$[A] = [[\theta_1]^T[\psi]^T[\phi]^T \;\vdots\; [\theta]^T[\psi_1]^T[\phi]^T \;\vdots\; [\theta]^T[\psi]^T[\phi_1]^T]$$

$$[B] = [[\theta_2]^T[\psi]^T[\phi]^T \;\vdots\; [\theta]^T[\psi_2]^T[\phi]^T \;\vdots\; [\theta]^T[\psi]^T[\phi_2]^T]$$

$$[C] = [2[\theta]^T[\psi_1]^T[\phi_1]^T \;\vdots\; 2[\theta_1]^T[\psi]^T[\phi_1]^T \;\vdots\; 2[\theta_1]^T[\psi_1]^T[\phi]^T] \qquad (3-19)$$

$$[\Lambda] = \begin{bmatrix} l_x & 0 & 0 \\ l_y & & \\ l_z & & \\ 0 & l_x & 0 \\ & l_y & \\ & l_z & \\ 0 & 0 & l_x \\ & & l_y \\ & & l_z \end{bmatrix} \qquad (3-20)$$

式(3-19)的矩阵是长度 l_j 所属构件 i 的欧拉角 θ,ψ,ϕ 的函数。因此,以下如有必要清楚地表明这一点时,可添加附标 j。

同上面一样，以静坐标系 X,Y,Z 表达的矢量 d 对时间的二阶微分，可按下式计算：

$$\begin{bmatrix} \ddot{d}_X \\ \ddot{d}_Y \\ \ddot{d}_Z \end{bmatrix} = \frac{\mathrm{d}^2}{\mathrm{d}t^2}([\theta]^T[\psi]^T[\phi]^T)\begin{bmatrix} d_x \\ d_y \\ d_z \end{bmatrix}$$

并可整理成以下形式：

$$\begin{bmatrix} \ddot{d}_X \\ \ddot{d}_Y \\ \ddot{d}_Z \end{bmatrix}_i = [A]_i[\Delta]_i\begin{bmatrix} \ddot{\theta} \\ \ddot{\psi} \\ \ddot{\phi} \end{bmatrix}_i + [B]_i[\Delta]_i\begin{bmatrix} \dot{\theta}^2 \\ \dot{\psi}^2 \\ \dot{\phi}^2 \end{bmatrix}_i + [C]_i[\Delta]_i\begin{bmatrix} \dot{\psi}\dot{\phi} \\ \dot{\phi}\dot{\theta} \\ \dot{\theta}\dot{\psi} \end{bmatrix}_i \tag{3-21}$$

式中，矩阵$[\Delta]$为：

$$[\Delta] = \left[\begin{array}{c:c:c} d_x & & \\ d_y & 0 & 0 \\ d_z & & \\ \hdashline & d_x & \\ 0 & d_y & 0 \\ & d_z & \\ \hdashline & & d_x \\ 0 & 0 & d_y \\ & & d_z \end{array}\right] \tag{3-22}$$

而矩阵$[A]$，$[B]$，$[C]$是式(3-19)的形式，这时的欧拉角是对应于构件 i 的。在有必要清楚表明这一点时，可添加附标 i。

设构件的质心在这样一点上：这一点到计算力矩的那个关节 p 的距离只有$[X,Y,Z]_{ip}^T$。为求出这个距离，只需将从构件 i 的第一关节到关节 p 之间的所有 l 及构件 i 的距离 d 都加在一起就行了。也就是说，如采用结构矩阵$[\varepsilon]$，$[\delta]$则变成下式：

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix}_{ip} = \varepsilon_{ip} \begin{bmatrix} d_X \\ d_Y \\ d_Z \end{bmatrix}_i + \sum_{j=1}^{m} \delta_{ijp} \begin{bmatrix} l_X \\ l_Y \\ l_Z \end{bmatrix}_i \tag{3-23}$$

式中,结构矩阵的元素定义如下:

$$\varepsilon_{ip} = \begin{cases} 1 & (\text{构件 } i \text{ 对绕关节 } p \text{ 的力矩有用时}) \\ 0 & (\text{除上述情况外时}) \end{cases}$$

$$\varepsilon_{ijp} = \begin{cases} 1 & (\text{长度 } l_i \text{ 位于关节 } p \text{ 到构件 } i \text{ 的第一关节的连线上时}) \\ 0 & (\text{除上述情况外时}) \end{cases}$$

支撑点被固定在空间内,并把这点看作 $p=0$ 的关节。因此,当考虑对支撑点的力矩时,由于通常 ε_{ip} 等于 1,所以按式(3-23)可得下式:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix}_{i0} = \begin{bmatrix} d_X \\ d_Y \\ d_Z \end{bmatrix}_i + \sum_{j=1}^{m} \delta_{ij0} \begin{bmatrix} l_X \\ l_Y \\ l_Z \end{bmatrix}_i \tag{3-24}$$

只要微分式(3-24),则构件的加速度就变成:

$$\begin{bmatrix} \ddot{X} \\ \ddot{Y} \\ \ddot{Z} \end{bmatrix}_i = \begin{bmatrix} \ddot{d}_X \\ \ddot{d}_Y \\ \ddot{d}_Z \end{bmatrix}_i + \sum_{j=1}^{m} \delta_{ij0} \begin{bmatrix} \ddot{l}_X \\ \ddot{l}_Y \\ \ddot{l}_Z \end{bmatrix}_i \tag{3-25}$$

把式(3-21)、(3-18)代入 d,l,则式(3-25)可化成下式:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \ddot{X} \\ \ddot{Y} \\ \ddot{Z} \end{bmatrix}_i = {} & [A]_i[\Delta]_i \begin{bmatrix} \ddot{\theta} \\ \ddot{\psi} \\ \ddot{\phi} \end{bmatrix}_i + [B]_i[\Delta]_i \begin{bmatrix} \dot{\theta}^2 \\ \dot{\psi}^2 \\ \dot{\phi}^2 \end{bmatrix}_i + [C]_i[\Delta]_i \begin{bmatrix} \dot{\psi}\dot{\phi} \\ \dot{\phi}\dot{\theta} \\ \dot{\theta}\dot{\psi} \end{bmatrix}_i + \\ & \sum_{j=1}^{m} \delta_{ij0}[A]_i[\Lambda]_i \begin{bmatrix} \ddot{\theta} \\ \ddot{\psi} \\ \ddot{\phi} \end{bmatrix}_i + \sum_{j=1}^{m} \delta_{ij0}[B]_i[\Lambda]_i \begin{bmatrix} \dot{\theta}^2 \\ \dot{\psi}^2 \\ \dot{\phi}^2 \end{bmatrix}_j + \\ & \sum_{j=1}^{m} \delta_{ij0}[C]_j[\Lambda]_j \begin{bmatrix} \dot{\psi}\dot{\phi} \\ \dot{\phi}\dot{\theta} \\ \dot{\theta}\dot{\psi} \end{bmatrix}_j \end{aligned} \tag{3-26}$$

式中，要列出与构件序号有关的对 j 的和式，可利用结构矩阵 $[\gamma]$。如前所述，这个矩阵的元素定义如下：

$$\gamma_{ij}=\begin{cases}1 & (\text{长度 } l_j \text{ 位于构件 } i \text{ 上时})\\ 0 & (\text{除上述情况外时})\end{cases}$$

显然，下列变换成立：

$$[A]_j[\Lambda]_j\begin{bmatrix}\ddot{\theta}\\ \ddot{\psi}\\ \ddot{\phi}\end{bmatrix}_j=\sum_{k=1}^{n}\gamma_{kj}[A]_k[\Lambda]_j\begin{bmatrix}\ddot{\theta}\\ \ddot{\psi}\\ \ddot{\phi}\end{bmatrix}_k$$

$$[B]_j[\Lambda]_j\begin{bmatrix}\dot{\theta}^2\\ \dot{\psi}^2\\ \dot{\phi}^2\end{bmatrix}_j=\sum_{k=1}^{n}\gamma_{kj}[B]_k[\Lambda]_j\begin{bmatrix}\dot{\psi}\dot{\phi}\\ \dot{\phi}\theta\\ \dot{\theta}\dot{\psi}\end{bmatrix}_k$$

$$[C]_j[\Lambda]_j\begin{bmatrix}\dot{\psi}\dot{\phi}\\ \dot{\phi}\dot{\theta}\\ \dot{\theta}\dot{\psi}\end{bmatrix}_j=\sum_{k=1}^{n}\gamma_{kj}[C]_k[\Lambda]_j\begin{bmatrix}\dot{\psi}\dot{\phi}\\ \dot{\phi}\dot{\theta}\\ \dot{\theta}\dot{\psi}\end{bmatrix}_k$$

为便于今后使用，用以上各式将式(3－26)改写成下式：

$$\begin{aligned}\begin{bmatrix}\ddot{X}\\ \ddot{Y}\\ \ddot{Z}\end{bmatrix}_i=&[A]_i[\Delta]_i\begin{bmatrix}\ddot{\theta}\\ \ddot{\psi}\\ \ddot{\phi}\end{bmatrix}_i+[B]_i[\Delta]_i\begin{bmatrix}\dot{\theta}^2\\ \dot{\psi}^2\\ \dot{\phi}^2\end{bmatrix}_i+[C]_i[\Delta]_i\begin{bmatrix}\dot{\psi}\dot{\phi}\\ \dot{\phi}\dot{\theta}\\ \dot{\theta}\dot{\psi}\end{bmatrix}_i+\\ &\sum_{j=1}^{m}\delta_{ij0}\sum_{k=1}^{n}\gamma_{kj}[A]_k[\Lambda]_j\begin{bmatrix}\ddot{\theta}\\ \ddot{\psi}\\ \ddot{\phi}\end{bmatrix}_k+\\ &\sum_{j=1}^{m}\delta_{ij0}\sum_{k=1}^{n}\gamma_{kj}[B]_k[\Lambda]_j\begin{bmatrix}\dot{\theta}^2\\ \dot{\psi}^2\\ \dot{\phi}^2\end{bmatrix}_k+\\ &\sum_{j=1}^{m}\delta_{ij0}\sum_{k=1}^{n}\gamma_{kj}[C]_k[\Lambda]_j\begin{bmatrix}\dot{\psi}\dot{\phi}\\ \dot{\phi}\dot{\theta}\\ \dot{\theta}\dot{\psi}\end{bmatrix}_k\end{aligned}\qquad(3-27)$$

要给构件 i 以线加速度时所必需的、在关节 p 上的力矩为：

$$\begin{bmatrix} M_X \\ M_Y \\ M_Z \end{bmatrix}_{ip} = m_i \begin{bmatrix} 0 & -Z & Y \\ Z & 0 & -X \\ -Y & X & 0 \end{bmatrix}_{ip} \begin{bmatrix} \ddot{X} \\ \ddot{Y} \\ \ddot{Z} \end{bmatrix}_i \quad (3-28)$$

式中，距离 X,Y,Z 是由式(3－23)确定的量；加速度 X,Y,Z 是由式(3－27)确定的量。把与力矩的力臂有关的矩阵简单记为符号$[X]_{ip}$，即表示为：

$$[X]_{ip} = \begin{bmatrix} 0 & -Z & Y \\ Z & 0 & -X \\ -Y & X & 0 \end{bmatrix}_{ip}$$

$$= \varepsilon_{ip} \begin{bmatrix} 0 & -d_Z & d_Y \\ d_Z & 0 & -d_X \\ -d_Y & d_X & 0 \end{bmatrix}_i + \sum_{j=1}^{m} \delta_{ijp} \begin{bmatrix} 0 & -l_Z & l_Y \\ l_Z & 0 & -l_X \\ -l_Y & l_X & 0 \end{bmatrix}_i \quad (3-29)$$

则式(3－28)就变成：

$$\begin{bmatrix} M_X \\ M_Y \\ M_Z \end{bmatrix}_{ip} = m_i[X]_{ip}[A]_i[\Delta]_i \begin{bmatrix} \ddot{\theta} \\ \ddot{\psi} \\ \ddot{\phi} \end{bmatrix}_i + m_i[X]_{ip}[B]_i[\Delta]_i \begin{bmatrix} \dot{\theta}^2 \\ \dot{\psi}^2 \\ \dot{\phi}^2 \end{bmatrix}_i +$$

$$m_i[X]_{ip}[C]_i[\Delta]_i \begin{bmatrix} \dot{\psi}\dot{\phi} \\ \dot{\phi}\dot{\theta} \\ \dot{\theta}\dot{\psi} \end{bmatrix}_i + m_i[X]_{ip} \sum_{j=1}^{m} \delta_{ij0} \sum_{k=1}^{n} \gamma_{kj}[A]_k[\Lambda]_j \begin{bmatrix} \ddot{\theta} \\ \ddot{\psi} \\ \ddot{\phi} \end{bmatrix}_k +$$

$$m_i[X]_{ip} \sum_{j=1}^{m} \delta_{ij0} \sum_{k=1}^{n} \gamma_{kj}[B]_k[\Lambda]_j \begin{bmatrix} \dot{\theta}^2 \\ \dot{\psi}^2 \\ \dot{\phi}^2 \end{bmatrix}_k +$$

$$m_i[X]_{ip} \sum_{j=1}^{m} \delta_{ij0} \sum_{k=1}^{n} \gamma_{kj}[C]_k[\Lambda]_j \begin{bmatrix} \dot{\psi}\dot{\phi} \\ \dot{\phi}\dot{\theta} \\ \dot{\theta}\dot{\psi} \end{bmatrix}_k \quad (3-30)$$

在此式中，由式(3－29)所定义的力矩的臂矩阵$[X]_{ip}$，对那些与

绕关节 p 的力矩无关的构件为零。考虑到这一点，就可以说式(3-30)对任何构件都成立。也就是说，可以根据上式计算为任意构件 i 的线运动所必需的绕关节 p 的力矩。

3. 关节处的力矩　绕关节 p 所需的总力矩，等于构件作角加速度转动和线加速度运动时所需的力矩和，再加上为克服重力所需要的力矩。由构件 i 的重力所产生的绕关节 p 的力矩为

$$-m_i[X]_{ip}\begin{bmatrix}0\\0\\g\end{bmatrix}$$

所以，如考虑对此给予补偿，则绕关节 p 转动所需的力矩如下式：

$$\begin{bmatrix}M_X\\M_Y\\M_Z\end{bmatrix}_p=\sum_{i=1}^{n}\begin{bmatrix}M_X\\M_Y\\M_Z\end{bmatrix}_{ip}+\sum_{i=1}^{n}\varepsilon_{ip}\begin{bmatrix}M_X\\M_Y\\M_Z\end{bmatrix}_i+\sum_{i=1}^{n}m_i[X]_{ip}\begin{bmatrix}0\\0\\g\end{bmatrix} \tag{3-31}$$

若将式(3-12)和(3-30)代入上式，则变成下式：

$$\begin{bmatrix}M_X\\M_Y\\M_Z\end{bmatrix}_p=\sum_{i=1}^{n}m_i[X]_{ip}\sum_{j=1}^{n}\delta_{ij0}\sum_{k=1}^{n}\gamma_{kj}[A]_k[\Lambda]_j\begin{bmatrix}\ddot{\theta}\\\ddot{\psi}\\\ddot{\phi}\end{bmatrix}_k+$$

$$\sum_{i=1}^{n}m_i[X]_{ip}[A]_i[\Delta]_i\begin{bmatrix}\ddot{\theta}\\\ddot{\psi}\\\ddot{\phi}\end{bmatrix}_i+$$

$$\sum_{i=1}^{n}m_i[X]_{ip}\sum_{j=1}^{m}\delta_{ij0}\sum_{k=1}^{n}\gamma_{kj}[B]_k[\Lambda]_j\begin{bmatrix}\dot{\theta}^2\\\dot{\psi}^2\\\dot{\phi}^2\end{bmatrix}_k+$$

$$\sum_{i=1}^{n}m_i[X]_{ip}[B]_i[\Delta]_i\begin{bmatrix}\dot{\theta}^2\\\dot{\psi}^2\\\dot{\phi}^2\end{bmatrix}_i+$$

$$\sum_{i=1}^{n} m_i[X]_{ip}\sum_{j=1}^{m}\delta_{ij0}\sum_{k=1}^{n}\gamma_{kj}[C]_k[\Lambda]_j\begin{bmatrix}\dot{\psi}\dot{\phi}\\ \dot{\phi}\dot{\theta}\\ \dot{\theta}\dot{\psi}\end{bmatrix}_k +$$

$$\sum_{i=1}^{n} m_i[X]_{ip}[C]_i[\Delta]_i\begin{bmatrix}\dot{\psi}\dot{\phi}\\ \dot{\phi}\dot{\theta}\\ \dot{\theta}\dot{\psi}\end{bmatrix}_i + \sum_{i=1}^{n}\varepsilon_{ip}[D]_i\begin{bmatrix}\ddot{\theta}\\ \ddot{\psi}\\ \ddot{\phi}\end{bmatrix}_i +$$

$$\sum_{i=1}^{n}\varepsilon_{ip}[E]_i\begin{bmatrix}\dot{\theta}^2\\ \dot{\psi}^2\\ \dot{\phi}^2\end{bmatrix} + \sum_{i=1}^{n}\varepsilon_{ip}[F]_i\begin{bmatrix}\dot{\psi}\dot{\phi}\\ \dot{\phi}\dot{\theta}\\ \dot{\theta}\dot{\psi}\end{bmatrix}_i +$$

$$\sum_{i=1}^{n} m_i[X]_{ip}\begin{bmatrix}0\\ 0\\ g\end{bmatrix}$$

改变计算和的顺序,引入符号:

$$[S]_{ip} = \sum_{i=1}^{n}\delta_{ij0}\, m_i[X]_{ip} \tag{3-32}$$

另外,在前六项中,把取和所用的虚设变量 i 改写成 k。进行了这些置换以后,则绕关节 p 所需要的力矩可表达如下:

$$\begin{bmatrix}M_X\\ M_Y\\ M_Z\end{bmatrix}_p = \sum_{k=1}^{n}\left(m_k[X]_{kp}[A]_k[\Delta]_k + \sum_{j=1}^{m}\gamma_{kj}[S]_{ip}[A]_k[\Lambda]_j + \varepsilon_{kp}[D]_k\right)\begin{bmatrix}\ddot{\theta}\\ \ddot{\psi}\\ \ddot{\phi}\end{bmatrix}_k +$$

$$\sum_{k=1}^{n}\left(m_k[X]_{kp}[B]_k[\Delta]_k + \sum_{j=1}^{m}\gamma_{kj}[S]_{jp}[B]_k[\Lambda]_j + \varepsilon_{kp}[E]_k\right)\begin{bmatrix}\dot{\theta}^2\\ \dot{\psi}^2\\ \dot{\phi}^2\end{bmatrix}_k +$$

$$\sum_{k=1}^{n}\left(m_k[X]_{kp}[C]_k[\Delta]_k + \sum_{j=1}^{m}\gamma_{kj}[S]_{jp}[C]_k[\Lambda]_j + \varepsilon_{kp}[F]_k\right)\begin{bmatrix}\dot{\psi}\dot{\phi}\\ \dot{\phi}\dot{\theta}\\ \dot{\theta}\dot{\psi}\end{bmatrix} +$$

$$\sum_{i=1}^{n} m_i [X]_{ip} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix}$$

但是，关节的力矩也可用除静坐标系 X, Y, Z 以外的其它坐标系表达。在这里讨论以下关节坐标系。这个坐标系是这样定义的：在用关节铰接的两个构件上，分别固定一个坐标系，而第三个坐标轴规定与这两个坐标轴正交。因此，这个坐标系就不一定是正交坐标系。如图 3－3 所示，采用这种坐标系可以算出对关节的实物轴的力矩。设在关节 p 处的两个起始坐标轴对动坐标系的方向余弦分别为 $[l \quad m \quad n]_{p,1}$，$[l \quad m \quad n]_{p,2}$，则它们对应于静坐标系 X, Y, Z 的方向余弦可按下列变换进行计算：

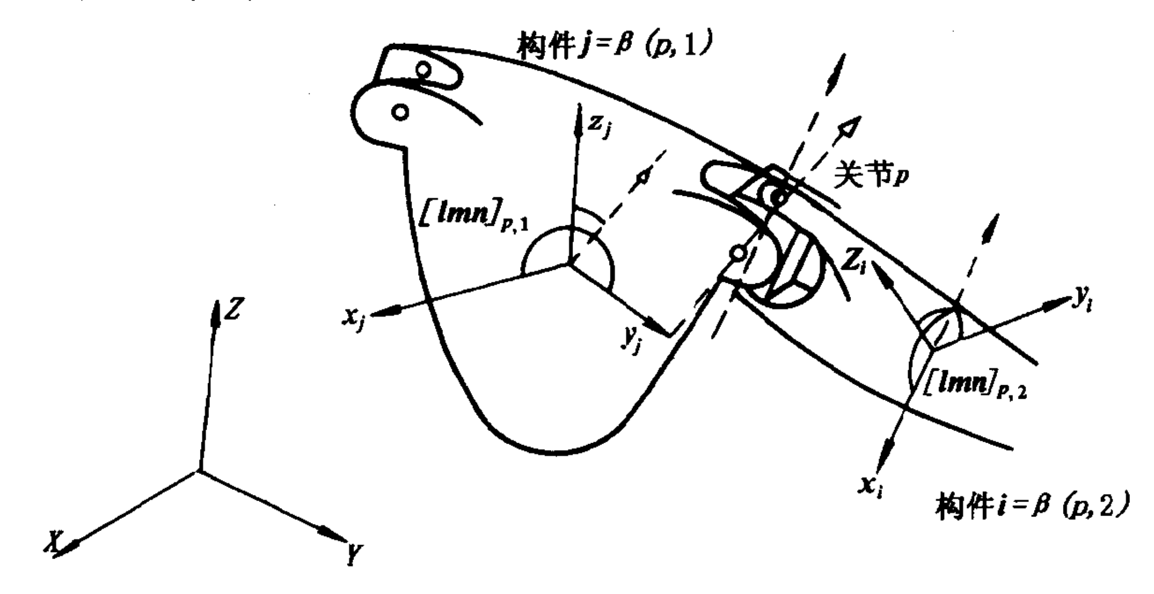


图 3－3　关节坐标系

$$[l \quad m \quad n]_{p,1}([\phi][\psi][\theta]_{\beta(p,1)} = [\alpha_{11} \quad \alpha_{12} \quad \alpha_{13}]_p$$
$$[l \quad m \quad n]_{p,2}([\phi][\psi][\theta]_{\beta(p,2)} = [\alpha_{21} \quad \alpha_{22} \quad \alpha_{23}]_p \tag{3-33}$$

式中，符号 $\beta(p,1)$，$\beta(p,2)$ 是为了区别用关节 p 所铰接的两个构件而引入的。根据正交条件，第三个坐标轴的方向余弦可按下式求出：

$$[\alpha_{31}\alpha_{32}\alpha_{33}] = \alpha[(\alpha_{12}\alpha_{23} - \alpha_{22}\alpha_{13})(\alpha_{13}\alpha_{21} - \alpha_{23}\alpha_{11})(\alpha_{11}\alpha_{22} - \alpha_{21}\alpha_{12})] \times$$

$$\alpha^{-2} = (\alpha_{12}\alpha_{23} - \alpha_{22}\alpha_{13})^2 + (\alpha_{13}\alpha_{21} - \alpha_{23}\alpha_{11})^2 + (\alpha_{11}\alpha_{22} - \alpha_{21}\alpha_{12})^2$$

要把静坐标系中绕关节转动的力矩变换到关节坐标系上，只需将方向余弦 α_{ij} 整理成矩阵$[\alpha]_p$，再用它进行计算就行了。也就是说，设变换后的分量为 M_1, M_2, M_3，则变成

$$\begin{bmatrix} M_1 \\ M_2 \\ M_3 \end{bmatrix} = [\alpha]_p^{-1} \begin{bmatrix} M_X \\ M_Y \\ M_Z \end{bmatrix}$$

另外，在计算对于同静坐标系平行的固定轴的力矩时，令 $\beta(p,1)$，$\beta(p,2)$为零，使用如下的矩阵即可：

$$([\phi][\psi][\theta])_0 = [\diagdown 1 \diagdown]$$

例如，对于 $p = 0$ 关节，令 $\beta(0,1) = \beta(0,2) = 0$，然后使用这个矩阵。

无论是对固定在空间的坐标系还是对设置在构件上的坐标系，只要采用上面求出的公式，都可以将对所有关节 p 的力矩格式化。为使表达式简洁，引入下列符号：

$$\left.\begin{aligned}
&[\alpha]_p^{-1}(m_k[X]_{kp}[A]_k[\Delta]_k + \sum_{j=1}^{m}\gamma_{kj}[S]_{jp}[A]_k[\Lambda]_j + \varepsilon_{kp}[D]_k) = [AA]_{pk} \\
&[\alpha]_p^{-1}(m_k[X]_{kp}[B]_k[\Delta]_k + \sum_{j=1}^{m}\gamma_{kj}[S]_{jp}[B]_k[\Lambda]_j + \varepsilon_{kp}[E]_k) = [BB]_{pk} \\
&[\alpha]_p^{-1}(m_k[X]_{kp}[C]_k[\Delta]_k + \sum_{j=1}^{m}\gamma_{kj}[S]_{jp}[C]_k[\Lambda]_j + \varepsilon_{kp}[F]_k) = [CC]_{pk} \\
&[\alpha]_p^{-1}\sum_{i=1}^{n} m_i[X]_{ip}\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} = \{G\}_p \qquad \begin{bmatrix} M_1 \\ M_2 \\ M_3 \end{bmatrix}_p = \{M\}_p
\end{aligned}\right\} \tag{3-34}$$

对所有关节 p 的力矩公式，可简单地用下式表达：

$$\left[\{M\}_p\right] = \sum_{k=1}^{n}\left[[AA]_{pk}\right]\begin{bmatrix}\ddot{\theta}\\ \ddot{\psi}\\ \ddot{\phi}\end{bmatrix}_k + \sum_{k=1}^{n}\left[[BB]_{pk}\right]\begin{bmatrix}\dot{\theta}^2\\ \dot{\psi}^2\\ \dot{\phi}^2\end{bmatrix}_k +$$

$$\sum_{k=1}^{n}\left[[CC]_{pk}\right]\begin{bmatrix}\dot{\psi}\dot{\phi}\\ \dot{\phi}\dot{\theta}\\ \dot{\theta}\dot{\psi}\end{bmatrix}_k + \left[\{G\}_p\right]$$

若用将矩阵展开的形式来表达,则可按不用和式符号的形式写出上式,如下:

$$\left[\{M\}_p\right] = \left[\;[AA]_{pk}\;\right]\left[\begin{bmatrix}\ddot{\theta}\\ \ddot{\psi}\\ \ddot{\phi}\end{bmatrix}_k\right] + \left[\;[BB]_{pk}\;\right]$$

$$\left[\begin{bmatrix}\dot{\theta}^2\\ \dot{\psi}^2\\ \dot{\phi}^2\end{bmatrix}_k\right] + \left[\;[CC]_{pk}\;\right]\left[\begin{bmatrix}\dot{\psi}\dot{\phi}\\ \dot{\phi}\dot{\theta}\\ \dot{\theta}\dot{\psi}\end{bmatrix}_k\right] + \left[\{G\}_p\right]$$

如把所有的关节,即从 $p=0$ 到 $p=(n-1)$ 都格式化,则矩阵 $[AA]$,$[BB]$,$[CC]$ 就变成方阵。这样得到的绕关节轴转动的力矩公式,就成为欧拉角及其微分值的函数。

在所有构件的运动都给定的情况下,绕关节轴的力矩可简单地计算出来。这类问题被称为所谓的力学第一类问题,这时只需计算一组代数方程式就行了。反之,在所有关节上力矩值都给定的情况下,通过积分联立微分方程式,就能求出各构件的运动。在实际问题中,往往是上述两种情况的混合问题。也就是说,是构件的运动和力矩这两方面都部分给定的问题。这时,通过解代数方

程式和微分方程式,就能求出未知的运动和力矩。

4. 运动方程式　为把力矩公式(3 - 35)改写成简单的形式,引入以下的符号:

$$\begin{bmatrix} & \vdots & & \vdots & \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ & \vdots & [AA]_{pk} & \vdots & \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ & \vdots & & \vdots & \end{bmatrix} = [A] \qquad \begin{bmatrix} & \vdots & & \vdots & \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ & \vdots & [BB]_{pk} & \vdots & \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ & \vdots & & \vdots & \end{bmatrix} = [B]$$

$$\begin{bmatrix} & \vdots & & \vdots & \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ & \vdots & [CC]_{pk} & \vdots & \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ & \vdots & & \vdots & \end{bmatrix} = [C] \quad \begin{bmatrix} \cdots \\ \begin{bmatrix} \ddot{\theta} \\ \ddot{\psi} \\ \ddot{\phi} \end{bmatrix}_k \\ \cdots \end{bmatrix} = \{\ddot{\Xi}\} \quad \begin{bmatrix} \cdots \\ \begin{bmatrix} \dot{\theta}^2 \\ \dot{\psi}^2 \\ \dot{\phi}^2 \end{bmatrix}_k \\ \cdots \end{bmatrix} = \{\dot{\Xi}^2\}$$

$$\begin{bmatrix} \cdots \\ \begin{bmatrix} \dot{\psi}\,\dot{\phi} \\ \dot{\phi}\,\dot{\theta} \\ \dot{\theta}\,\dot{\psi} \end{bmatrix}_k \\ \cdots \end{bmatrix} = \{\dot{\Xi}\dot{\Xi}\} \quad \begin{bmatrix} \cdots \\ \{M\}_p \\ \cdots \end{bmatrix} = \{\widetilde{M}\} \quad \begin{bmatrix} \cdots \\ \{G\}_p \\ \cdots \end{bmatrix} = \{G\} \tag{3-36}$$

采用上面的符号,则力矩公式就可简单地表达如下:

$$\{\widetilde{M}\} = [A]\{\ddot{\Xi}\} + [B]\{\dot{\Xi}^2\} + [C]\{\dot{\Xi}\dot{\Xi}\} + \{G\} \tag{3-37}$$

式中,矩阵$[A]$,$[B]$,$[C]$和矢量$\{G\}$的元素,都是欧拉角 θ_i,ψ_i,$\phi_i(i=1,2,\ldots,n)$的函数。另外,这些角度可用矢量$\{\Xi\}$表达。

这里可以把问题大致分为下述三种类型:

(1)在最简单的情况下,系统的运动已知时,依靠把已知值代入状态变量中,就可以简单地用代数法计算出未知的广义驱动力。

(2)驱动力即控制作用已知的情况。如果注意到式(3 - 37)中的广义加速度可表达为:

$$\{\ddot{\Xi}\} = [A]^{-1}(\{\widetilde{M}\} - [B]\{\dot{\Xi}^2\} - [C]\{\dot{\Xi}\dot{\Xi}\} - \{G\}) \tag{3-38}$$

那么,就可以求出未知的运动。就是先假定$\{\Xi\}$,$\{\dot{\Xi}\}$的初始条件,然后对上式进行数值积分就行了。

(3)运动和驱动力部分已知的情况。当上述两种类型混合出现时,运动和驱动力可以分离成已知部分$\{\Xi_0\}$,$\{\widetilde{M}_0\}$和未知部分$\{\Xi_x\}$、$\widetilde{M}_x$。分离的变换矩阵记作 P, R,即

$$\left.\begin{aligned}\begin{bmatrix} P_0 \\ \hdashline P_x \end{bmatrix}\{\widetilde{M}\} &= \begin{Bmatrix} \widetilde{M}_0 \\ \hdashline \widetilde{M}_x \end{Bmatrix} \\ [R_0 \;\vdots\; R_x]\begin{Bmatrix} \Xi_0 \\ \hdashline \Xi_x \end{Bmatrix} &= \{\Xi\}\end{aligned}\right\} \tag{3-39}$$

如把式(3-37)改写成

$$\begin{Bmatrix} \widetilde{M}_0 \\ \hdashline \widetilde{M}_x \end{Bmatrix} = \begin{bmatrix} P_0 \\ \hdashline P_x \end{bmatrix}[A][R_0 \;\vdots\; R_x]\begin{bmatrix} \ddot{\Xi}_0 \\ \hdashline \ddot{\Xi}_x \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} P_0 \\ \hdashline P_x \end{bmatrix}([B]\{\dot{\Xi}^2\} + [C]\{\dot{\Xi}\dot{\Xi}\} + \{G\}) \tag{3-40}$$

则对矩阵$[A]$的演算表示为:

$$\begin{bmatrix} P_0 \\ \hdashline P_x \end{bmatrix}[A][R_0 \;\vdots\; R_x] = \begin{bmatrix} A_{00} & A_{0x} \\ A_{0x} & A_{xx} \end{bmatrix} \tag{3-41}$$

把式(3-40)重新汇总整理,如要求解未知量$\{\widetilde{M}_x\}$,$\{\Xi_x\}$,则

$$\begin{bmatrix} \widetilde{M}_x \\ \hdashline \ddot{\Xi}_x \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & A_{0x} \\ -I & A_{xx} \end{bmatrix}^{-1}\left(\begin{bmatrix} -I & A_{00} \\ 0 & A_{x0} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \widetilde{M}_0 \\ \hdashline \ddot{\Xi} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} P_0 \\ \hdashline P_x \end{bmatrix}[B]\{\dot{\Xi}^2\} + [C]\{\dot{\Xi}\dot{\Xi}\} + \{G\}\right) \tag{3-42}$$

如进一步表达成分量的话,则

$$\{\ddot{\Xi}_x\} = A_{0x}^{-1}[\{\widetilde{M}_0\} - A_{00}\{\ddot{\Xi}_0\} - P_0([B]\{\dot{\Xi}^2\} + [C]\{\dot{\Xi}\dot{\Xi}\}) + \{G\})] \tag{3-43}$$

$$\{\widetilde{M}_x\} = A_{xx}[\{\ddot{\Xi}_x\} + A_{x0}\{\ddot{\Xi}_0\} + P_x([B]\{\dot{\Xi}^2\} + [C]\{\dot{\Xi}\dot{\Xi}\}) + \{G\})] \tag{3-44}$$

两足步行的动力学就属于这类问题。也就是说,为实现给定的步行姿态,构件运动有部分已知,同时,在零力矩点(ZMP)(即力与力矩的合力的作用点,使绕该点的力矩为零)处力矩等于零的分量也已知。另外,从动关节处的力矩也等于零。这时,$\{\widetilde{M}_0\}$的值为零,对应于未知欧拉角的微分方程式变成下列形式:

$$\{\ddot{\Xi}_x\} = -[A_0x]^{-1}([A_{00}]\{\ddot{\Xi}_0\} + [P_0]([B]\{\dot{\Xi}^2\} + [C]\{\dot{\Xi}\dot{\Xi}\} + \{G\})) \tag{3-45}$$

对应于这种运动的力矩$\{\widetilde{M}\}$可由式(3-37)直接计算。这时的欧拉角可根据式(3-39),即根据

$$\{\Xi\} = [R_0 \mid R_x]\begin{bmatrix} \Xi_0 \\ \hdashline \Xi_x \end{bmatrix}$$

的变换来排列。另外,也可以用式(3-37)来验算上面所求出的运动是否满足力矩为零的条件。

这时的未知欧拉角$[\Xi]_x$以这样来规定补偿构件的运动:它符合绕支撑点旋转的平衡条件或大踏步走的重复条件以及在从动关节处的自由运动等条件。

5. 边界条件　在研究定常步行时,不可能预先规定未知的运动分量在起始点和终止点的条件,即不可能预先规定在步伐的起点和终点处的未知欧拉角值。有必要按重复条件求出这些数值。这个条件被格式化如下。由于在各步行周期的起点和终点处,所有的角度$[\Xi]$及其微分值$\{\dot{\Xi}\}$必须分别相等,故为

$$\{\Xi\}_T = \{\Xi\}_0 \qquad \{\dot{\Xi}\}_T = \{\dot{\Xi}\}_0$$

可以认为角度$[\Xi]$的已知部分即$\{\Xi_0\}$已经具有这个性质。因此,对于未知部分的重复条件式

$$\begin{bmatrix} \Xi_x \\ \hdashline \dot{\Xi}_x \end{bmatrix}_T = \begin{bmatrix} \Xi_x \\ \hdashline \dot{\Xi}_x \end{bmatrix}_0 \tag{3-46}$$

就成为这个问题的边界条件。

为求解这种边界值问题,假定在近似解附近呈线性关系,并以

响应矩阵进行逐次校正的方法是有效的。在校正初始条件时，如假定满足重复条件，则下式成立：

$$\begin{bmatrix} \Xi_x \\ \cdots \\ \dot{\Xi}_x \end{bmatrix}_T + \begin{bmatrix} \Delta\Xi_x \\ \cdots \\ \Delta\dot{\Xi}_x \end{bmatrix}_T = \begin{bmatrix} \Xi_x \\ \cdots \\ \dot{\Xi}_x \end{bmatrix}_0 + \begin{bmatrix} \Delta\Xi_x \\ \cdots \\ \Delta\dot{\Xi}_x \end{bmatrix}_0 \tag{3-47}$$

如采用响应矩阵，则对应于初始条件的校正，其在终点处的数值变化可表达为：

$$\begin{bmatrix} \Delta\Xi_x \\ \cdots \\ \Delta\dot{\Xi}_x \end{bmatrix}_T = [U]\begin{bmatrix} \Delta\Xi_x \\ \cdots \\ \Delta\dot{\Xi}_x \end{bmatrix}_0 \tag{3-48}$$

响应矩阵$[U]$定义如下：

$$[U] = \begin{bmatrix} \dfrac{\partial(\Xi_i)}{\partial(\Xi_i)} & \dfrac{\partial(\Xi_i)}{\partial(\dot{\Xi}_i)} \\ \dfrac{\partial(\dot{\Xi}_i)}{\partial(\Xi_i)} & \dfrac{\partial(\dot{\Xi}_i)}{\partial(\dot{\Xi}_i)} \end{bmatrix} \tag{3-49}$$

这个部分矩阵是 Jacobian 形式。由式(3-47)和(3-48)可以求出对初始条件所需要的校正量如下：

$$\begin{bmatrix} \Delta\Xi_x \\ \cdots \\ \Delta\dot{\Xi}_x \end{bmatrix}_0 = ([U]-[I])^{-1}\left(\begin{bmatrix} \Xi_x \\ \cdots \\ \dot{\Xi}_x \end{bmatrix}_0 - \begin{bmatrix} \Xi_x \\ \cdots \\ \dot{\Xi}_x \end{bmatrix}_T\right) \tag{3-50}$$

在模拟人类的步行时，由于系统和步行姿态的对称性，所以只要研究步行的半个周期即可。也就是根据步行的半个周期，可以把重复条件格式化。这时需要注意，应对 $X-Z$ 平面规定对称性，即可以归纳如下：

(1)上躯体部分在 $X-Z$ 平面即行进面内的运动，每一步都是重复的，而对应四肢的动作则是反向的。

(2)上躯体部分及对应四肢在与 $X-Z$ 面正交的平面内的运

动,每一步都是反向的。把这个重复条件格式化,并代入式(3－46),就可得到下式:

$$\begin{bmatrix} \Xi_x \\ \cdots\cdots \\ \dot{\Xi}_x \end{bmatrix}_{T/2} = [W]\begin{bmatrix} \Xi_x \\ \cdots\cdots \\ \dot{\Xi}_x \end{bmatrix}_0 \tag{3－51}$$

式中,矩阵[W]是根据上述重复条件得出的。这时,对应于式(3－50)的初始条件校正量可由下式求得:

$$\begin{bmatrix} \Delta\Xi_x \\ \cdots\cdots \\ \Delta\dot{\Xi}_x \end{bmatrix}_0 = ([U]-[W])^{-1}\left([W]\begin{bmatrix} \Xi_x \\ \cdots\cdots \\ \dot{\Xi}_x \end{bmatrix}_0 - \begin{bmatrix} \Xi_x \\ \cdots\cdots \\ \dot{\Xi}_x \end{bmatrix}_{T/2}\right) \tag{3－52}$$

如上所述,如仅就半个步行周期进行分析,则分析工作就可以不为两足步行机构的可变性而烦恼了。也就是说,如果规定同一足着地期间相当于步行周期的一半进行分析,则在此期间内结构矩阵[δ]内的元素就没有必要变更。

3.2 四足动物运动模型

具有关节型脚的步行机械,其正确的微分方程式是极其复杂的。而动物的动力学描述就更加复杂。如果考虑分布的均匀性、肌肉的柔软性、内脏器官等,恐怕要正确地表达是不可能的。然而,如果从数学模型化的一般观点来说,只要做适当的近似,至少可以列出能用于计算机模拟的方程式。如把机械或动物看成有刚性躯体和只有必要个数的无质量脚的系统,则这时的方程式具有多数步行系统的基本性质,而且是最简单的方程式。取躯体中心为坐标系的原点,这时的运动方程式如下:

$$\dot{u} = vr - wq + F_x/m - g\sin\theta \tag{3－53}$$

$$\dot{v} = wp - ur + F_y/m + g\cos\theta\sin\phi \tag{3－54}$$

$$\dot{w} = uq - vp + F_z/m + g\cos\theta\cos\phi \tag{3－55}$$

$$\dot{p} = \{(I_{yy} - I_{zz})qr + L\}/I_{xx} \tag{3－56}$$

$$\dot{q} = \{(I_{zz} - I_{xx})rp + M\}/I_{yy} \tag{3-57}$$

$$\dot{r} = \{(I_{xx} - I_{yy})pq + N\}/I_{zz} \tag{3-58}$$

式中，F_x, F_y, F_z——脚作用在躯体上的力；

L, M, N——脚作用在躯体上的力矩；

u, v, w——以躯体坐标表示的质心线速度；

p, q, r——以躯体坐标表示的躯体角速度；

θ, ϕ——躯体欧拉角；

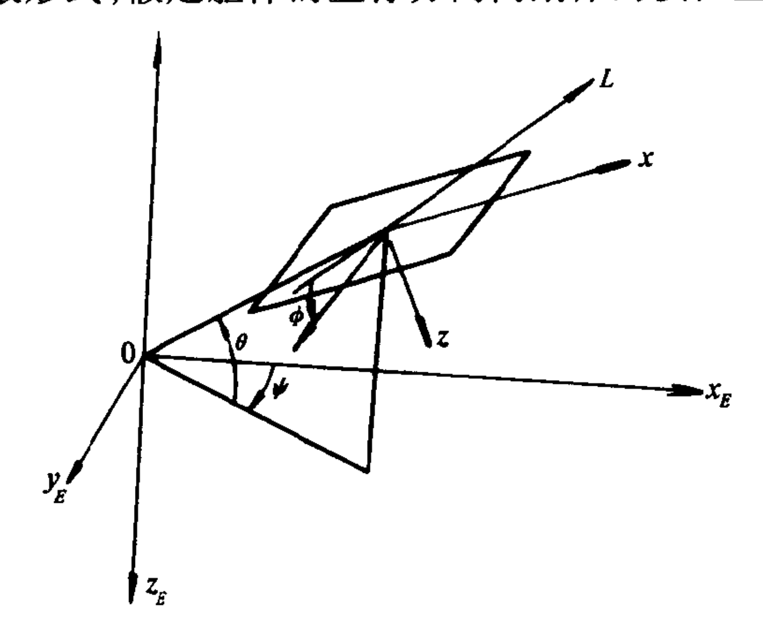
m——躯体质量；

I_{xx}, I_{yy}, I_{zz}——绕躯体主轴的转动惯量；

g——重力加速度。

坐标系按图 3-4 所示定义，即如设躯体的欧拉角 θ, ϕ, ψ 均为零，则定义一个躯体的坐标系，使其 x, y, z 轴分别平行于惯性轴 x_E, y_E, z_E。

式(3-53)~(3-58)是表示质量为 m 的刚体线运动和旋转运动的一般形式，假定躯体的坐标方向同刚体的惯性主轴相一致。



LL 是 yz 平面和平行于 $x_E y_E$ 平面的交线　x_E，y_E，z_E 是惯性坐标系，θ，ϕ，ψ 是相对于惯性坐标系的躯体俯仰角、摇摆角、偏转角；xyz 是躯体坐标系

图 3-4　躯体和惯性坐标系

由于这些方程式是刚体运动的一般形式,所以对任何步行系统都适用。不同步行系统的差别表现为作用在连接下肢和躯体的关节部位上力和力矩的差值。同时必须注意,在这里下肢部分的质量忽略不计。

根据上面的公式,步行系统躯体的状态可以用下面 12 维空间矢量表示:

$$x = [x_E, y_E, z_E, u, v, w, \theta, \phi, \psi, p, q, r]^T \quad (3-59)$$

式中,x_E, y_E, z_E——躯体质心在惯性坐标系上的位置。

把用惯性坐标系表达的任意矢量$[x_a, y_a, z_a]^T$,改为用躯体坐标系来表达,设为$[x_b, y_b, z_b]^T$,那么根据坐标系的定义,下式成立:

$$\begin{bmatrix} x_b \\ y_b \\ z_b \end{bmatrix} = T_1 \begin{bmatrix} x_a - x_E \\ y_a - y_E \\ z_a - z_E \end{bmatrix} \quad (3-60)$$

式中,

$$T_1 = \begin{bmatrix} \cos\theta\cos\psi & \sin\psi\cos\theta & -\sin\theta \\ \cos\psi\sin\theta\sin\phi - \sin\psi\cos\phi & \cos\psi\cos\phi + \sin\psi\sin\phi\sin\theta & \cos\theta\sin\phi \\ \sin\psi\sin\phi + \cos\psi\sin\theta\cos\phi & \sin\psi\sin\theta\cos\phi - \cos\psi\sin\phi & \cos\phi\cos\theta \end{bmatrix}$$

把式(3-53)~(3-58)积分一次,则可得到与躯体运动有关的六个速度分量。为了根据这些速度分量决定位置,则需要变换成惯性坐标系。即需要作下面的变换:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_E \\ \dot{y}_E \\ \dot{z}_E \end{bmatrix} = T_1^T \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix} \quad (3-61)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{\theta} \\ \dot{\phi} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = T_2 \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} \quad (3-62)$$

式中,变换矩阵 T_2 由下式求得:

$$T_2 = \begin{bmatrix} 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ 1 & \tan\theta\sin\phi & \tan\theta\cos\phi \\ 0 & \sec\theta\sin\phi & \sec\theta\cos\phi \end{bmatrix} \tag{3-63}$$

如积分式(3-61)和(3-62),则可求得躯体的位置。当给出作用在躯体上的力和力矩时,为求解躯体位置和倾角的计算步骤如图3-5所示。

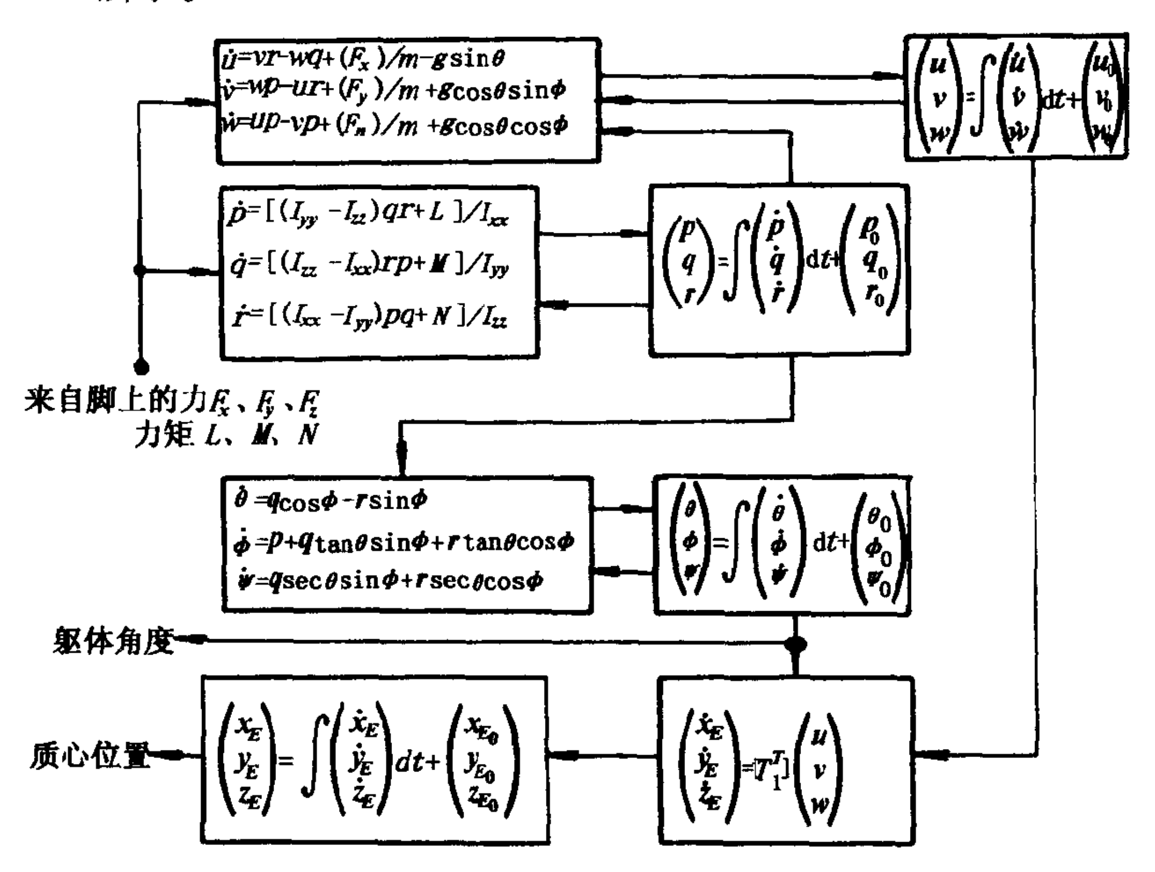


图3-5　由脚上的力和力矩计算躯体角度和位置

在下面,让我们来考虑对四足步行系统进行反馈控制,并求出所需的脚长、脚角度以及它们的微分值。

令脚 $i(i=1,2,3,4)$的位置在躯体坐标系上为$[x_i, y_i, z_i]^T$,它们在预先所决定的惯性坐标系上的位置为$[x_{iE}, y_{iE}, z_{iE}]^T$,则下式成立:

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} = T_1 \begin{bmatrix} x_{iE} - x_E \\ y_{iE} - y_E \\ z_{iE} - z_E \end{bmatrix} \tag{3-64}$$

脚 i 的髋关节窝的位置在躯体坐标系上定义如下：

$$h_i = [a_i \quad b_i \quad c_i]^T \tag{3-65}$$

脚 i 的长度 l_i 可按下式求出：

$$l_i = \{(x_i - a_i)^2 + (y_i - b_i)^2 + (z_i - c_i)^2\}^{1/2} \tag{3-66}$$

另外，角的角度 α_i,β_i 定义如下：

$$\alpha_i = \tan^{-1}\{(x_i - a_i)/(z_i - c_i)\} \tag{3-67}$$

$$\beta_i = -\sin^{-1}\{(y_i - b_i)/l_i)\} \tag{3-68}$$

如图 3-6 所示，式中脚角度 α_i 是脚 i 向前的起始角，β_i 是由垂直面向内侧的起始角。

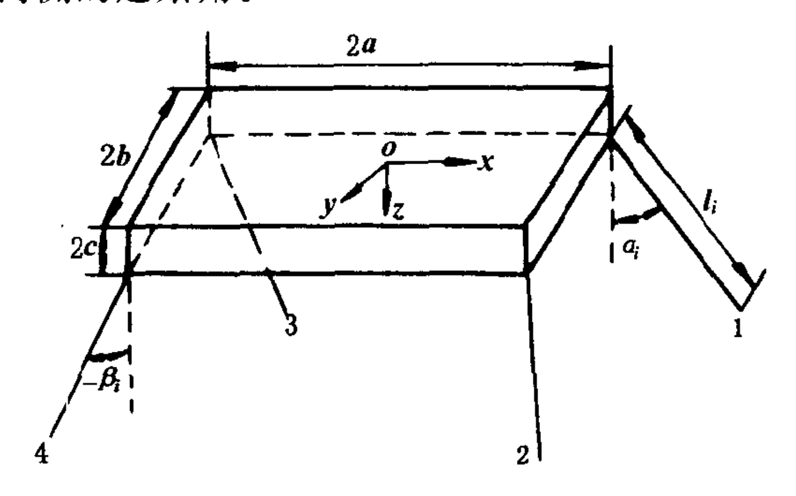


图 3-6 由四条无质量脚和刚性躯体组成的四足步行系统

根据以上各式，微分式(3-66)～(3-68)，则脚长和脚角度的变化速度如下：

$$\dot{l}_i = \frac{1}{l_i}\{\dot{x}_i(x_i - a_i) + \dot{y}_i(y_i - \dot{b}_i) + \dot{z}_i(z_i - c_i)\} \tag{3-69}$$

$$\dot{\alpha}_i = \frac{\dot{x}_i(z_i - c_i) - \dot{z}_i(x_i - a_i)}{(x_i - a_i)^2 + (z_i - c_i)^2} \tag{3-70}$$

$$\dot{\beta}_i = \frac{\dot{l}_i(y_i - b_i) - \dot{y}_i l_i}{l_i\{(x_i - a_i)^2 + (z_i - c_i)^2\}^{1/2}} \tag{3-71}$$

对式(3－64)微分,则包含在上述各式中的足位置 x_i, y_i, z_i 的微分值可按下式求得:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix} = \frac{\mathrm{d}T_1}{\mathrm{d}t}\begin{bmatrix} x_{iE} - x_E \\ y_{iE} - y_E \\ z_{iE} - z_E \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix} \tag{3-72}$$

其次,我们求解作用在躯体上的力和力矩。对于这些运算量的产生,作如下假定:

(1)步行时,各足按预定的顺序,在预定的位置着地。

(2)各脚的长度是从髋到足的距离。由于膝关节的动作,其长度是变化的。

(3)由脚部沿髋与足的连结线作用到躯体上的力,以脚长度及其时间微分的线性组合形式出现。换句话说,就是认为在膝关节中存在弹簧和缓冲器。

(4)脚的左右方向变位,用复位弹簧和缓冲器控制。

(5)根据脚旋转角以一定速度移动时的目标值与实际值的偏差,在马达中产生使脚前后旋转的扭矩,并作用在髋上。这时,也加进偏差对时间的微分。

也就是说,这个系统的控制,是由各个角方向的力和作用在髋上的力矩进行的。关于力矩的产生,设绕躯体坐标 y 轴转动的力矩用马达实现,设左右脚变位的力矩用安装在万向接头上的弹簧和缓冲器实现。

从固定在躯体上的坐标系来观察,设由脚的髋马达所产生的扭矩为 $\widetilde{M}_{mi}$,由复位弹簧产生的扭矩为 $\widetilde{M}_{ti}$,由脚 I 产生的扭矩矢量为 $\widetilde{M}_i$,那么各分量可由下式求得:

$$\widetilde{M}_i = \begin{bmatrix} \widetilde{M}_x \\ \widetilde{M}_y \\ \widetilde{M}_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \widetilde{M}_{ti}\cos\alpha_i \\ \widetilde{M}_{mi} \\ -\widetilde{M}_{ti}\sin\alpha_i \end{bmatrix} \tag{3-73}$$

作用在脚上的力,由脚方向的力和作为对所加力矩的反作用

而产生的与脚正交的力所组成。下面让我们用固定在脚上的坐标系求解这些力。首先,我们研究由躯体坐标向脚坐标的变换把在躯体坐标系上的任意矢量$[x_i, y_i, z_i]^T$变换成脚坐标,则为下式:

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} = T_3 \begin{bmatrix} x_i - a_i \\ y_i - b_i \\ z_i - c_i \end{bmatrix} \tag{3-74}$$

式中,

$$T_3 = \begin{bmatrix} \cos\alpha_i & 0 & -\sin\alpha_i \\ \sin\beta_i\sin\alpha_i & \cos\beta_i & \sin\beta_i\cos\alpha_i \\ \cos\beta_i\sin\alpha_i & -\sin\beta_i & \cos\beta_i\cos\alpha_i \end{bmatrix} \tag{3-75}$$

下面用脚坐标求作用在脚 i 的足上的反作用力f_{Ri}

$$f_{Ri} = [f'_x, f'_y, 0]^T \tag{3-76}$$

由于脚部质量忽略不计,所以矢量f_{Ri}的分量可以根据作用在脚上的力和力矩的总和分别等于零这个条件来计算。即对于马达扭矩的条件为:

$$\widetilde{M}_{mi}\cos\beta_i = -f'_{xi}l_i \tag{3-77}$$

而对于复位弹簧的条件为:

$$\widetilde{M}_{ti} = f'_{yi}l_i \tag{3-78}$$

因此,如把由脚加于躯体并作用在髋关节上的力 f_i 用脚坐标来表达的话,则为下式:

$$f'_i = \begin{bmatrix} \widetilde{M}_{mi}\cos\beta_i/l_i \\ -\widetilde{M}_{ti}/l_i \\ f'_{zi} \end{bmatrix} \tag{3-79}$$

要用躯体坐标系来表达来自脚的力,可按下式进行变换:

$$f_i = T_3^T f'_i = [f_{xi}, f_{yi}, f_{zi}]^T \tag{3-80}$$

为了用式(3－53)～(3－55)求得所需力的分量,可计算所有脚上的力之和,即

$$F = \begin{bmatrix} F_x \\ F_y \\ F_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{4} f_{xi} \\ \sum_{i=1}^{4} f_{yi} \\ \sum_{i=1}^{4} f_{zi} \end{bmatrix} \tag{3-81}$$

力矩矢量 $\widetilde{M}$ 为作用在髋部上的、由马达和弹簧产生的力矩,与作用在髋关节上的力所产生的力矩之和,可按下式求得:

$$\widetilde{M} = \sum_{i=1}^{4} \widetilde{M}_i + \sum_{i=1}^{4} [h_i \times f_i] \tag{3-82}$$

式中,

$$[h_i \times f_i] = \begin{bmatrix} b_i f_{zi} - c_i f_{yi} \\ c_i f_{xi} - a_i f_{zi} \\ a_i f_{yi} - b_i f_{xi} \end{bmatrix} \tag{3-83}$$

对于由式(3－53)～(3－58)所支配的任意步行系统,按下列步骤编写计算机程序。

(1)从躯体状态的初始条件

$$x = [x_E, y_E, z_E, u, v, w, \theta, \phi, \psi, p, q, r]^T \tag{3-84}$$

出发,计算着地的各脚长度和角度。

(2)根据反馈控制方案,决定作为运算量的力和力矩之值。把这些分量变换到躯体坐标系上,求出为计算式(3－53)～(3－58)所需要的力和力矩之值。另外,为了完成指定的步态,如有必要改变足位置的话,也应求出这个值。

(3)求出 dx/dt 之值,对时间幅 h 积分。

(4)回到(1)。

在(3)中,根据式(3-53)~(3-58)只能求出 dx/dt 的6个分量。关于另外6个分量在惯性坐标中的位置,可以通过把速度分量 u,v,w 变换到惯性系,而欧拉角的速度,可以通过变换角速度 p,q,r 分别求解。

如上所述,这时反馈控制方案,按照以一定速度步行的理想条件预先决定好足的着地位置,再根据这个理想的脚速度和脚长同实际数值之差,产生必要的运行扭矩和力。正如所设想的那样,可以用上述的控制方案简单地实现经常保持静态稳定性的步行姿态。另外,根据模拟结果知道:即使应用这样简单的控制方法,在某一期间内步行姿态变成静态不稳定,也可以维持动态稳定性。例如,如参照2-13加以说明,在后足着地前使用侧前足离地的这种步法,不能保持静态稳定性,显然将要向不能支撑的一侧倒下。然而,我们知道,如果这个不稳定期间并不太长,而让后足得以着地的话,那么就可以恢复稳定性。另外,通过模拟知道,这时要求出为消耗在不稳定期内积蓄的动能,和维持整体稳定性所必需的弹簧和缓冲器常数是件简单的事情。这种控制方案,由于和用弹簧、缓冲器、模拟器所组成的汽车悬架和驱动系统类似,所以把用这个方法能实现的稳定性称为被动稳定性。

所有的步行姿态不限于所谓被动稳定。例如,想用上述的初步控制方案使四足动物的小跑步行姿态稳定的尝试,到目前为止全都失败了。在小跑中,由于只能用对角线的一对脚来支撑,考虑到经常处于静不稳定状态,所以结果当然如此。在这种情况下,需要控制动态稳定性。有关这个问题,在此就不详细讨论了。有兴趣的读者,可参见有关的参考书。

3.3 爬行动物运动模型

在2.6.8节中,我们已经建立了一些爬行运动所需的条件,现在可以依据基本的运动学方程来分析常规爬行运动中躯干产生的

力。

1. 推进力　在常规爬行运动中，作用在躯干上的切向力可以由(2-25)式确定的力矩分布的一阶导数和(2-22)式确定的曲率代入到(2-11)式得到：

$$f_t(s) = \sigma \frac{a\alpha}{l^2}\left(\frac{\pi}{2}\right) f_{mO}\left(\frac{s}{l}\right)^{\sigma-1} \sin\left(\frac{\pi s}{2l}\right) \quad (3-85)$$

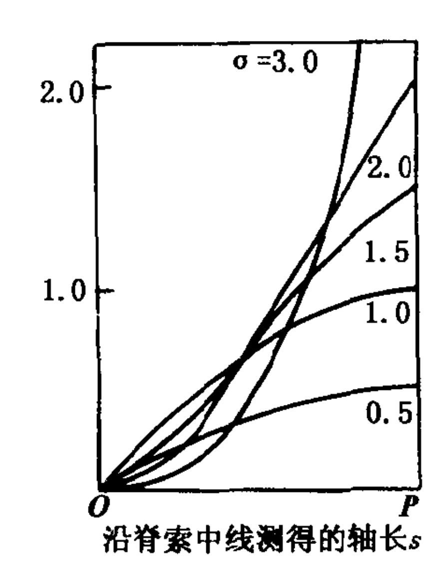


图 3-7　切向力的分布

图 3-7 给出了由(3-85)得到的 OP 段切向力函数曲线。由图中可以看到，最大的切向力产生于 P 点附近。

OP 段切向力的总和 F_{tOP} 为：

$$F_{tOP} = \sigma \frac{a\alpha}{l^2}\left(\frac{2}{\pi}\right)^{\sigma-1} f_{mO}\int_0^l \left(\frac{\pi s}{2l}\right)^{\sigma-1} \sin\left(\frac{\pi s}{2l}\right) \mathrm{d}s \quad (3-86)$$

将 $x = \pi s/2l$ 代入到(3-85)式中，可以得到

$$F_{tOP} = \sigma\left\{\left(\frac{2}{\pi}\right)^{\sigma}\int_0^{\frac{\pi}{2}} x^{\sigma-1}\sin x\,\mathrm{d}x\right\}\frac{a\alpha}{l} f_{mO} \quad (3-87)$$

从前面关于肌力分布的分析可以知道，σ 是实数，并有 $\sigma > 1$。因此，不能简单地得到方程 (3-87)右手边的常数部分。为此，给出下面的新函数：

$$\mathrm{Serp}(\sigma) = \left(\frac{2}{\pi}\right)^{\sigma}\int_0^{\frac{\pi}{2}} x^{\sigma-1}\sin x\,\mathrm{d}x,\quad \sigma > 1 \quad (3-88)$$

函数 Serp(σ)描述了蛇的螺旋状运动(serpents)。只有当 σ 是整数，Serp(σ)才能解析地得到。例如，Serp(1) = $2/\pi = 0.637$，Serp(2) = $4/\pi^2 = 0.405$ 等。当 σ 是非整的实数，Serp(σ)只能作数值解，其结果如图 3-8 所示。

可以看到 Serp(σ)的值随 σ 增加而下降。至此，我们将使用 Serp(σ)进行下面的分析。

利用 Serp(σ)，方程(3-87)可写为：

$$F_{tOP} = \sigma \mathrm{Serp}(\sigma) \frac{a\alpha}{l} f_{mO} \tag{3 - 89}$$

方程(3－89)表达了常规爬行运动所需的推进力。

2. 法向力　(2－16)式为ACM运动的基本方程,显然法向力仅是力矩的函数,它与曲率无关。这样法向力可以表达为:

$$f_m(s) = \frac{\sigma(\sigma - 1)a}{l^2} f_{mO} \left(\frac{s}{l}\right)^{\sigma - 2} \tag{3 - 90}$$

由于没有必要在方程(3－90)中考虑作用在躯干上的法向力的方向,该值被假定为正。图3－9表明了法向力的分布情况。从图中可以看到,对于法向力分布,$\sigma = 2$ 是一个奇异点;在这一点上,法向力的分布趋势发生了很大的变化,而当 $1 < \sigma < 2$ 时,σ 值越小,法向力距 O 点越近。

积分(3－90)式,可以得到 OP 段产生的法向力的总和 F_{mOP} 为

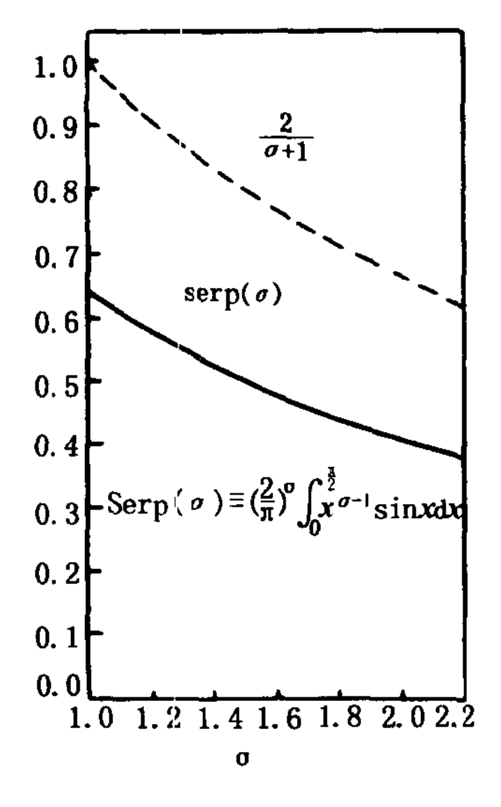


图3－8　函数Serp(σ)与参数σ之间的关系(断续线表示关系$2/(\sigma+1)$)

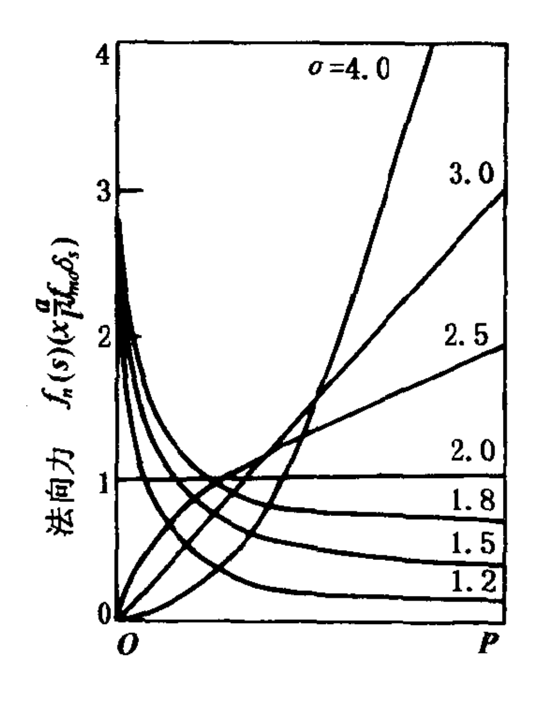


图3－9　法向力的分布

$$F_{nOP} = \sigma \frac{a}{l} f_{mO} \tag{3-91}$$

方程(3-91)表明了肌力函数的 OP 段总的法向力 F_{nOP} 与参数 σ 的一次幂成正比。

3. *功率*　现在来确定常规爬行运动中,躯干产生的功率。由(2-20)可以看出功率密度是力矩分布 $T(s)$ 和曲率的一阶导数 $d\rho(s)/ds$ 的函数。这里 $d\rho(s)/ds$,可由(2-22)式的一次微分得到,即

$$\frac{d\rho(s)}{ds} = \frac{\pi^2 \alpha}{4l^2}\cos\left(\frac{\pi s}{2l}\right) \tag{3-92}$$

将(2-24)和(3-92)代入到(2-20)中,我们可以确定蛇以常速 v 滑行时沿躯干方向产生的功率 $P(s)$ 为

$$P(s) = \frac{a\pi^2}{4l^2}\alpha f_{mO}\left\{1 - \left(\frac{s}{l}\right)^{\sigma}\right\}\cos\left(\frac{\pi s}{2l}\right) \tag{3-93}$$

图 3-10 显示了由方程(3-93)得到的功率输出。从图中可以看到,在常规爬行运动中,躯干最接近 O 点的部分产生的功率最大,这与参数 σ 的值无关。

4. *躯干产生的力与滑行效率的关系*　产生爬行运动的运动学条件为:

(1)沿躯干方向产生足够的推进力来克服滑动摩擦;

(2)为了实现整个身体遵循同样独特的爬行运动模式,必须阻止法向滑动。

为了实现上述条件,可以看出理想的情况是推进力最大而法向力最小。换句话说,推进力与法向力之比越大,滑行运动的效率越高。

根据 2.6.7 中的假设(6),方程(3-89)和(3-90)可以用于整个躯干,因此得到:

$$\frac{F_t}{F_n} = \mathrm{Serp}(\sigma) \cdot \alpha \tag{3-94}$$

从方程(3-94)可以得到如下信息。肌力分布函数的参数 σ 和弯

角 α 决定了滑行运动的动态功效；α 值越大越好。此外，由于随着 σ 的增加，Serp(σ)减小，σ 值越小越好；换句话说，σ 值越接近 1，最大化比值 F_t/F_n 越容易，运动效率越高。另外，这里的肌力峰值 f_{m0} 和弯度尺码 l（它既影响 F_t 又影响 F_n）不影响滑动功效。滑动功效与躯干参数之间的各种关系如图 3－11 所示。

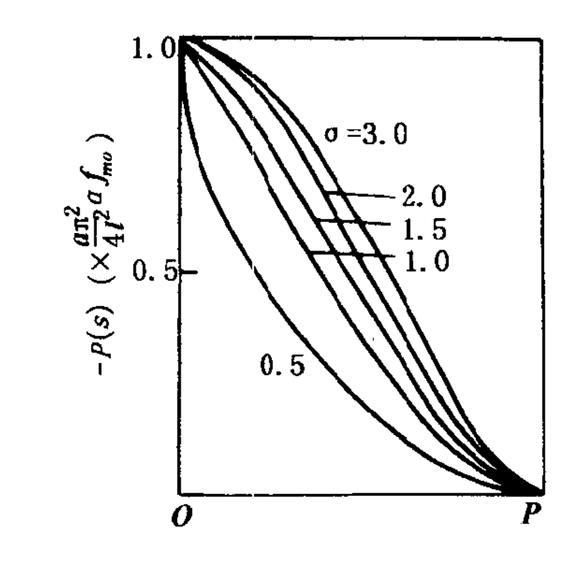


图 3－10 功率分布

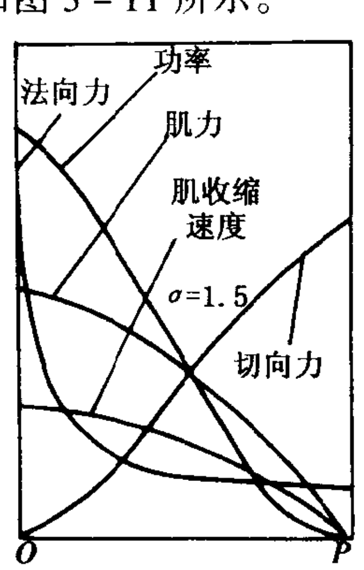


图 3－11 作用在身体 OP 段力的分布（$\sigma=1.5$）

5. 近似于回旋曲线运动的分析 上述是关于常规爬行运动形状的螺旋曲线假设的运动分析。如前一章所述，真实蛇的滑动形状需由螺旋曲线和回旋曲线组合来近似。基于回旋曲线进行形状近似分析，不可避免地会略微降低精确性。然而由于这种曲线比螺旋形曲线简单，我们可以考虑对常规爬行运动进行动力学分析。

在(2－29)式中，随着 $\delta s\rightarrow 0$，令 $\rho(s)=\theta(s)/\delta s$，则回旋曲线 OP 段的曲率 $\rho(s)$ 可以表达为

$$\rho(s)=2\alpha\frac{s}{l^2} \tag{3-95}$$

为进一步分析方便起见，我们求出曲率函数的一阶导数

$$\frac{d\rho(s)}{ds}=\frac{2\alpha}{l^2} \tag{3-96}$$

相应于回旋曲线的肌力分布可以采用与上述相同的方法进行分析。方程(2-25)不用修改即可使用。给定这些条件，即可进行运动分析。

将(2-25)和(3-95)代入到(2-11)，可得切向力函数 $f_t(s)$ 为

$$f_t(s) = 2\frac{\sigma a\alpha}{l^2}f_{mO}\left(\frac{s}{l}\right)^{\sigma} \qquad (3-97)$$

作用在 OP 段切向力的和 F_{tOP} 由上式积分得到

$$F_{tOP} = \frac{2\sigma}{\sigma+1}\cdot\frac{a\alpha}{l}f_{mO} \qquad (3-98)$$

如果比较(3-98)与(3-89)，对应于用回旋曲线来近似滑动形状的情形，Serp(σ)相应于 $2/(\sigma+1)$，图 3-8 显示了 $2/(\sigma+1)$ 和 Serp(σ)，从图中可以看到，当 $\sigma=1$，$2/(\sigma+1)$ 是 Serp(σ)值的 $\pi/2$ 倍，当 $\sigma>1$，近似为该值的 1.6 倍，但这两个函数值都随 σ 增加而减小。

法向力独立于滑动形状。当用回旋曲线近似滑动形状时，与螺旋曲线的情形类似，法向力 $f_n(s)$ 可以由(3-90)确定，而作用在 OP 段的法向力的和 F_{nOP} 由(3-91)式确定。

由于曲率的一阶导数是常数(见(3-96)式)，爬行期间功率消耗分布 $P(s)$ 与力矩分布类似。换句话说，将方程(3-96)和(2-24)代入到(2-20)式中，则功率损耗分布为

$$P(s) = \frac{2a\alpha}{l^2}f_{mO}\left\{1-\left(\frac{s}{l}\right)^{\sigma}\right\} \qquad (3-99)$$

方程(3-91)和(3-99)可以用于整个躯干，则切向力与法向力之间的关系可以表述为

$$\frac{F_t}{F_n} = \frac{2}{\sigma+1}\alpha \qquad (3-100)$$

与前述类似，$2/(\sigma+1)$ 的绝对值大约是 Serp(σ)值的 1.6 倍，因此，回旋曲线运动的效率比螺旋曲线运动的效率要高。由于常规运动中蛇的形状事实上更接近于螺旋形曲线，需要对滑动形状

起决定作用的肌的作用进行平滑处理。表 3 - 1 给出了两种运动曲线获得的方程的比较。

表 3 - 1 两种运动曲线所得方程的比较

近似曲线	螺旋曲线	复合运动曲线
切向力 $f_t(s)$	$\frac{\sigma a\alpha}{l^2}\left(\frac{\pi}{2}\right)f_{mO}\left(\frac{s}{l}\right)^{\sigma-1}\sin\left(\frac{\pi s}{2l}\right)$	$2\frac{\sigma a\alpha}{l^2}f_{mO}\left(\frac{s}{l}\right)^{\sigma}$
OP 段驱动力 F_{tOP}	$\sigma \mathrm{Serp}(\sigma)\frac{a\alpha}{l}f_{mO}$	$\frac{2\sigma}{\sigma+1}\frac{a\alpha}{l}f_{mO}$
法向力 $f_n(s)$	$\frac{\sigma(\sigma-1)}{l^2}af_{mO}\left(\frac{s}{l}\right)^{\sigma-2}$	同左
OP 段法向力 F_{nOP}	$\sigma\frac{a}{l}f_{mO}$	同左
功率密度 $P(s)$	$\frac{a\pi^2}{4l^2}\alpha f_{mO}\left\{1-\left(\frac{s}{l}\right)^{\sigma}\right\}\cos\left(\frac{\pi s}{2l}\right)$	$\frac{2a\alpha}{l^2}f_{mO}\left\{1-\left(\frac{s}{l}\right)^{\sigma}\right\}$
$\frac{\text{切向力}}{\text{法向力}}$ F_t/F_n	$\mathrm{Serp}(\sigma)\cdot\alpha$	$\frac{2}{\sigma+1}\cdot\alpha$

第四章 感觉系统模型与感知信息融合

4.1 生物体感觉系统生理梗概

感觉系统是由感觉器官和与之相联系的神经系统构成。概括地说,感觉系统包括眼、耳、鼻、舌、身,从生理学角度来看,则遍布于身体各处的感觉器是组成感觉器官的基本单元。为人们所熟知的最明显的感觉有五种:视觉、听觉、味觉、嗅觉、触觉。这些感觉包括:(1)特殊感觉,指那些由脑神经传入的视、听、味、嗅和前庭等感觉;(2)表面和皮肤感觉,指那些由脊神经与某些脑神经的皮肤分支传入的触压觉、温觉、冷觉、痛觉等感觉;(3)深部感觉,指那些由脊髓神经与某些脑神经传入的肌肉、肌腱、关节或位置以及深部痛觉和深部压觉等感觉;(4)内脏感觉,指那些由内脏神经传入的内脏感觉,如饥饿、恶心等感觉。

一般来说,不同的感觉是由不同的感受器来感受的,这些感受器仅对某种特定的刺激高度敏感,例如眼部的光感受器和耳部的声感受器就仅对可见光和声音产生感觉。在生理学上将感受器在特定刺激下产生感觉的冲动称为兴奋。无论哪种感受器,其共同特点就是对于某一特定的刺激,其兴奋阈值较低。例如对于光感受器来说,仅有一个光量子就足以引起单个光感受器的兴奋。从工程角度讲,感受器相当于一个能量转换器(也称之为传感器),它将外部刺激的能量转变为神经冲动,这种神经冲动经过神经网的信息加工后,将传递至中枢神经系统,并在人的主观意识中引起相应的感觉。因此,一个单一感受器的特征往往不能反映系统的功

能，而各感受器所联系的神经网对传入信息的加工和处理构成了感觉系统的重要部分，并成为研究者感兴趣的交点。

在感觉系统中，最吸引人的是视觉系统。通过研究人们发现，孤立地研究单一感受器是不足以揭示感觉系统的机理的，还必须将其与相邻的感受器单元以及与之相联系的神经网的共同作用视为一个系统来考虑。视觉系统可分为两大部分，其一是由眼球构成的光学系统，其二是由视网膜及与之相联系的神经传导网络构成的视觉信息传递通路。眼球的光学系统如图 4－1 所示，它由角膜、房水液、晶状体和玻璃体组成。为了保证要看的目标物的像正好经由此光学系统后落在视网膜的中央，眼球在外眼肌的作用下能够进行中心部基本固定的旋转运动。

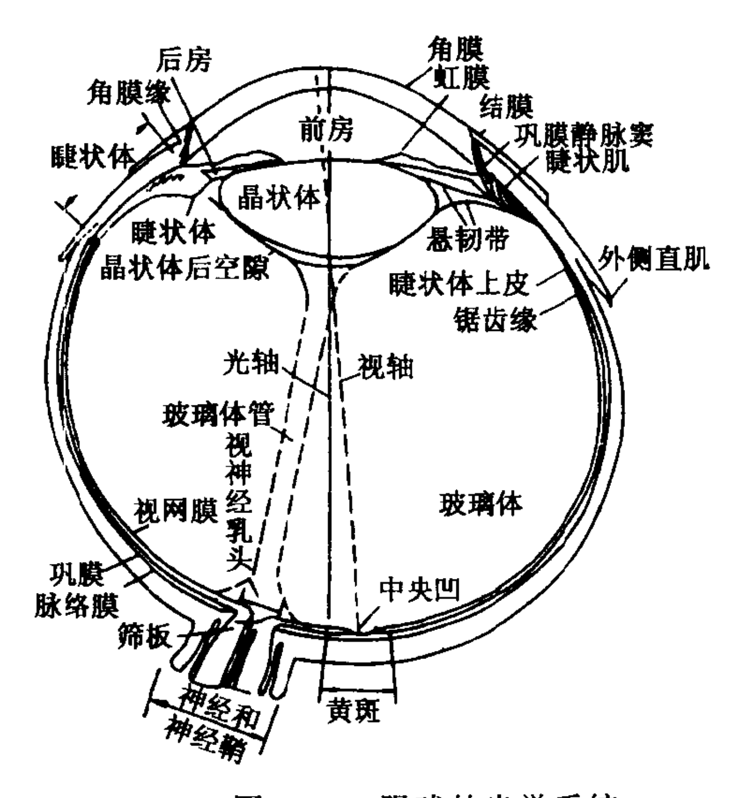


图 4－1　眼球的光学系统

通过眼球的光学系统进入的光线将由视网膜转换成神经电信号。根据电子显微镜的观察（如图 4－2 所示），视网膜由三类细胞形成了纵向的信息传递通路，即视细胞、双极细胞、神经节细胞，同时还由水平细胞和无足细胞形成横向联系。视细胞又分为视杆

细胞和视锥细胞。在人们的视网膜上,视细胞的数目达上亿个。这些细胞的自身功能与它们之间的相互作用构成了对视觉信息的有效处理,因而成为视觉系统中最值得研究的一部分。在这方面已经提出了许多有效的视觉信息处理模型,同时,还有大量的工作仍在进行。

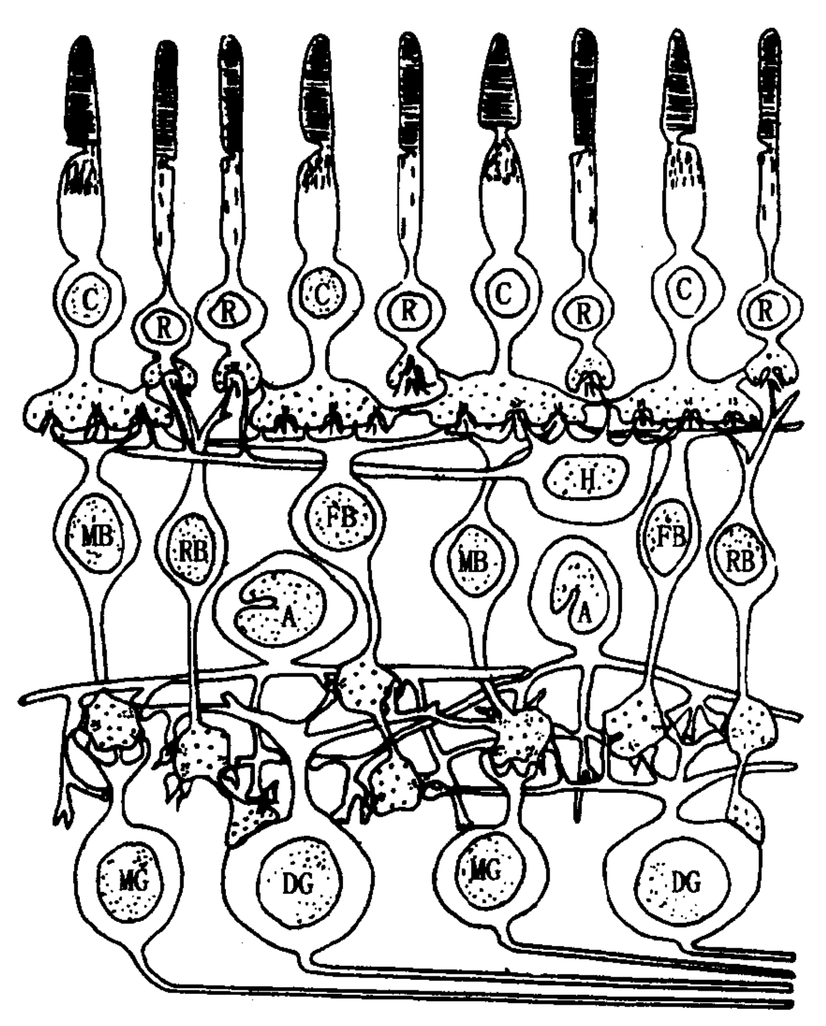


图 4-2　电子显微镜下的视网膜

R:视杆细胞　C:视锥细胞　H:水平细胞

MB:侏儒型、RB:杆状型、FB:扁平型 }双极细胞　A:无足细胞、MG:侏儒型、DG:弥散型 }神经节细胞

鉴于视觉系统在感觉系统中的地位,我们重点介绍视觉系统的生理模型。但由视觉系统得出的理论和方法往往也适用与其它感觉系统。

4.2 生物体瞳孔尺度控制模型

在生物控制论中,瞳孔的尺度随光照量的变化而改变的控制系统是一个典型的生理反馈控制系统,它可以自动调节投射到视网膜上的光强(如图 4-3 所示)。其反馈途径大致如下:瞳孔是虹彩中心的一个小孔,光线通过它射到由光感受细胞组成的视网膜上,然后通过载有光强信息的传入神经,经过顶盖区中转,通向脑部的动眼神经核。传出的反馈通道分两路,一部分通过副交感神经,在睫状神经节处转换后去控制瞳孔括约肌的收缩,另一部分由交感神经传出,最后在上颈脊神经节转换后去支配瞳孔括约肌的活动。当输入光信号增强时,该系统就可以自动改变瞳孔面积的大小,从而调节落在视网膜上的光量。对于这样一个既较为简单又具有典型意义的生理调节控制系统的研究,将有利于进一步探讨各种复杂生理系统的控制机理。

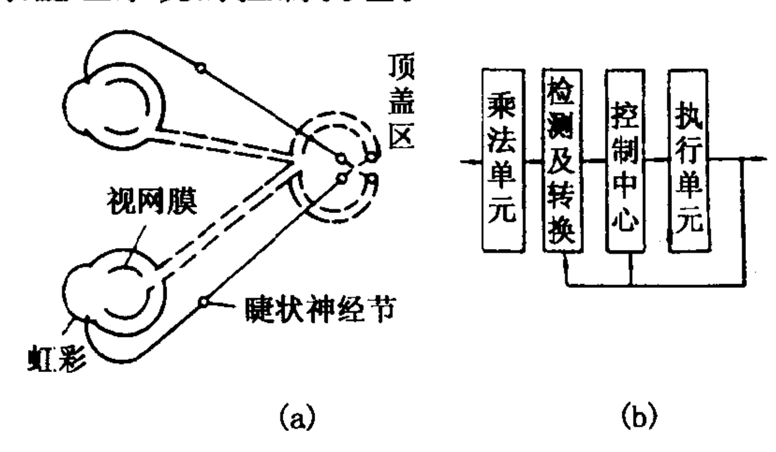


图 4-3 瞳孔尺度调节系统

正是由于瞳孔尺度控制系统所具有的负反馈系统的典型特征,自 50 年代起,美国加州大学伯克利分校的 Stark 教授等人就开始对这一特性进行了较为深入的探讨。尤其令人感兴趣的一点是,这一系统的输入信号是光,这是一个比较容易控制的物理量,而系统的反应是瞳孔面积的变化,它正好在透明的角膜后面,可用

光学方法进行测量。因此该系统被认为是人体中最容易研究的反馈系统，并且在研究中还可以将该系统的反馈回路断开或改变系统的增益。

为简化问题，采用如图 4－4 所示的反馈系统，其变量定义如下：x 为射入视网膜的光量；I 为光强；y 为瞳孔面积。

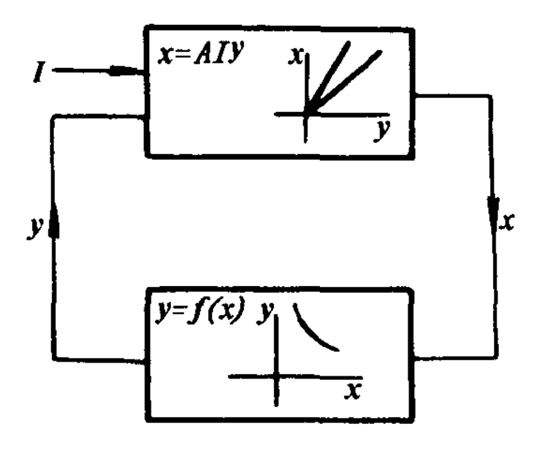


图 4－4　简化的反馈系统

在正常情况下，到达视网膜的光量正比于光强和瞳孔面积，故有

$$x = AIy \tag{4-1}$$

而光量的增加又将导致瞳孔面积的减小，即有

$$y = f(x) \tag{4-2}$$

为了获得这一系统的定量特性，Stark 等人完成了一个著名的瞳孔对光反射开环频率特性的实验，从中得出了这一系统的开环传递函数为

$$G(s) = \frac{0.16e^{-0.18s}}{(1+0.1s)^3} \tag{4-3}$$

Stark 所做的上述工作是首次在人活体上完成的开环频率特性实验，其所得模型可成功地预测瞳孔系统在小阶跃输入下的响应以及当光束照射瞳孔边缘时而导致的瞳孔尺度振荡现象，说明了尽管这是一个十分简单的模型，但仍然是有实际意义的。

在后来的几十年中，不断有人在 Stark 所做的早期工作的基础上继续研究瞳孔反射控制系统的特性，比如上海生理所的孙复川等人为了能够模拟瞳孔的逃避现象和俘获现象，提出了如图 4－5 所示的瞳孔光反射模型。该模型在输入端引入 lg 环节来反映视觉感受器的对数特性，其中上部用以描述单项速率的敏感性，而下部则用以描述静态反应，因而高频动态信号将由上部通路通过，而低频的稳态信号则由下部传递。在这两部分之间引入了一个称

为 IPC(internal parameter control)的机制,用以改变上下两部分的增益,而这一改变取决于瞳孔的大小。因而该模型又称之为故有参数调节模型(internal parameter adjustment model)。

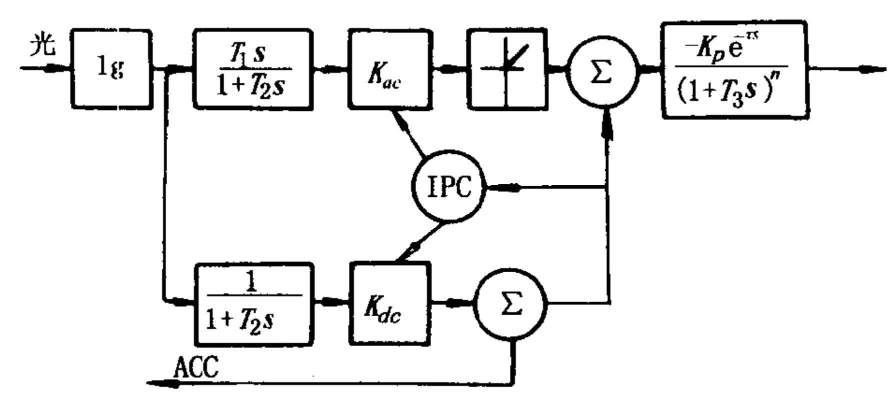


图 4-5 瞳孔光反射模型

通过对多个实测数据进行优化拟合,图 4-5 中模型的参数值确定如下:

$$T_1 = 0.085$$
$$T_2 = 0.15$$
$$T_3 = 0.28$$
$$\tau = 0.2$$

$$K_{ac} = \begin{cases} 1.0 & \text{大瞳孔} \\ 0.9 & \text{中瞳孔} \\ 0.85 & \text{小瞳孔} \end{cases}$$

$$K_{dc} = \begin{cases} 0.035 & \text{大瞳孔} \\ 0.085 & \text{中瞳孔} \\ 0.17 & \text{小瞳孔} \end{cases}$$

利用这一模型可以模拟不同初始状态下的瞳孔反射反应,孙复川等人所得模型仿真和实验测定的结果如图 4-6 所示。图中实线为仿真结果,虚线为实际测量结果,可见两者吻合的很好。

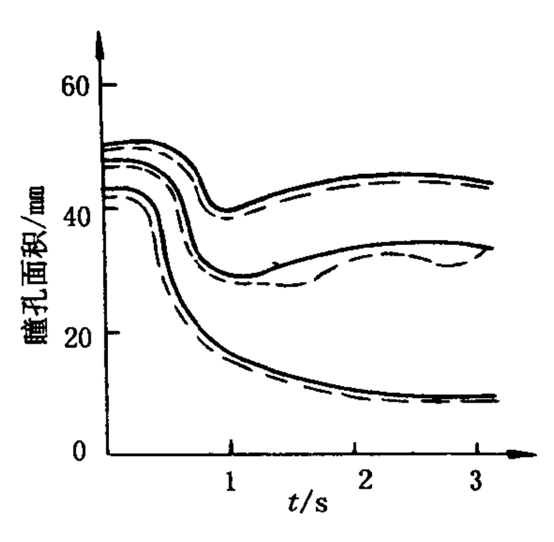


图 4-6 仿真与实验结果比较

4.3　生物体视细胞模型

视觉系统中的能量转换的基本单元就是视细胞。经过多年研究，人们发现，视细胞内的能量转换过程是由其内某种称为视色素的物质所引发的。当视细胞吸收光量子时，视色素就会发生称为漂白的光化反应，并产生某种化学物质。而细胞膜在这种化学物质的作用下会发生离子通透性的改变，使细胞极化，从而将接收到的光信息转换为电信息。

1968 年，Rushton 和 Henry 发现，在光的作用下，视色素一方面产生漂白效应，与此同时，又存在再合成过程。其中视色素漂白的速率与入射光强度 I 成正比，而再合成速率与已经漂白的视色素的量成正比。综合这两个过程，则建立如下视色素的动态模型：

$$\frac{ds}{dt} = -aI + b(1-s) \tag{4-4}$$

式中，s 为没漂白的视色素的比例，a 和 b 为比例系数。

尽管这是一个十分简化的模型，但人们仍用它来推测在某种光照下的视色素的状态。

从视色素发生光化学反应到视细胞产生动作电位的详细机理尚待探讨，然而在光的作用下视细胞膜的电阻上升的现象已通过测量观察到了，这种现象可以用图 4-7 中的等效电路来模拟，即用钠离子通透性改变来描述。

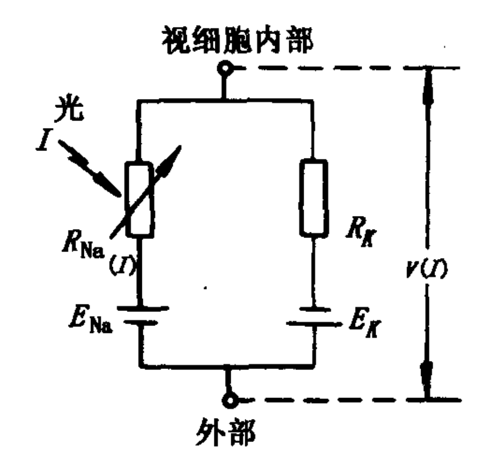


图 4-7　视细胞膜等效电路

若令无光照时的视细胞膜电位为 $V(0)$，则相应的膜电阻为 R_{Na} 和 R_K，则当用强度为 I 的光照射时，膜电位的变化量可用图 4-7 计算出，即

$$v = V(0) - V(I) = \frac{R_K(E_{Na} + E_K)}{R_{Na}(0) + R_K} \cdot \frac{R_{Na}(I) - R_{Na}(0)}{R_{Na}(I) + R_K} \tag{4-5}$$

Korenbrot 等人通过实验发现，视细胞膜电阻的变化量与已漂白视色素的比例 $(1-s)$ 成正比，则结合(4-4)和(4-5)两式，可见得视细胞的动作电位 v 与光强的关系为

$$v = v_{\max} \frac{I}{I + \sigma} \tag{4-6}$$

式中，$\sigma = b/a$；$v_{\max}$为当光强趋于无穷大时的动作电位极大值。

(4-6)式中的关系后来为许多人的实验所证实。但在进一步的深入研究中，人们发现，更一般地，应用下式取代(4-6)式：

$$v = v_{\max} \frac{I^n}{I^n + \sigma^n} \tag{4-7}$$

经实验测定，n 的值在 0.7～1.0 范围内，且与实验时所用刺激光的持续时间有关，当采用持续时间为 100s 左右的闪光时，$n = 1.0$；而若持续时间为 2s 的闪光时，则 $n = 0.7$。

为了进一步阐明(4-7)式的含意，可将其改写为

$$v = \frac{v_{max}}{2}\left[1 + \mathrm{th}\left(\frac{n}{2}\lg\frac{I}{\sigma}\right)\right] \tag{4-8}$$

由此式可知，当光强的对数为横坐标时，则动作电位为用双曲函数 $\mathrm{th}\,x$ 所表示的 S 形饱和曲线，其中常数 σ 确定了动态范围的位置，而常数 n 则确定了动态范围的幅度，即当 n 增大时，曲线将平行向右移动，而其形状却保持不变。这样一种特性在感觉系统中是较多见的。

4.4 生物体侧抑制模型

上一节我们介绍了单个视细胞将接受到的光信息转换为神经

电信号的特性及其研究用的模型。那么,这种由单个感受器所形成的神经电信息是否就直接传送给大脑了呢？其实不然。经过多年的研究,人们发现单个感受器可检测出外界刺激的时域变化,而大量感受器之间等相互作用则可起到检测外界刺激的空间变化的作用。由于这种感受器网络中的相互作用是抑制性的,故又称这种相互作用为侧抑制。

侧抑制的概念是由美国洛克菲勒大学教授 H.K.Hartline 提出的。自 30 年代初起,他就一直致力于视觉和视网膜的研究,并在对鲎眼的研究过程中发现了侧抑制现象,即当测试小眼的邻近小眼也受到光照时,则受试眼的反应将被削弱,而若切断它们之间的联系,则这种作用将不复存在。正是由于 Hartline 提出的侧抑制和感受野这两个感觉系统的重要概念,使他于 1967 年获得了诺贝尔奖。

为了简化问题,我们先从两个相邻感受器的侧抑制入手,然后再推广到多个感受器网络的情况。

两个感受器单元之间的相互抑制性作用可通过图 4-8 来说明。途中,上部球形代表细胞体,下部杆状部分代表轴突,兴奋性脉冲将由标有 × 号处产生,并沿轴突向下传播,同时又将通过分枝对其相邻的细胞产生抑制。当抑制作用在脉冲产生点上部时,如图 4-8(a),称为循环性抑制;若作用如图(b)所示,则为非循环性抑制。

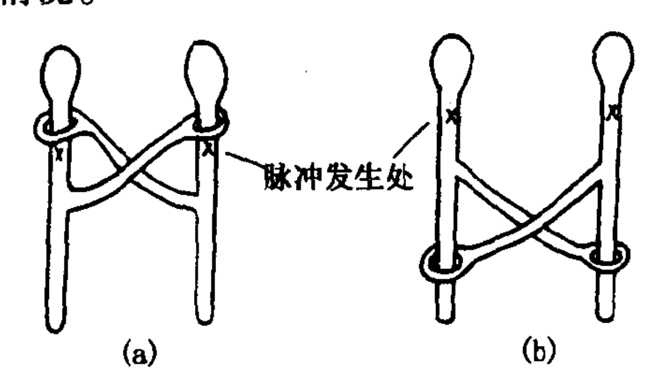


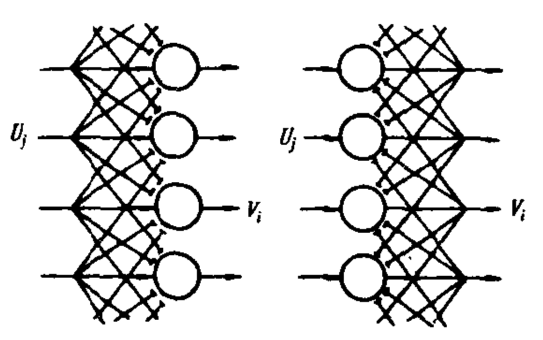
图 4-8　两个感受器之间的相互抑制作用

若令 e_1 和 e_2 代表两个感受器单元在割断与其它单元联系时的刺激响应水平,那么,当存在两个单元之间的侧抑制作用时可存在如下关系：

$$r_1 = e_1 - K_{12}(r_2 - r_{12}^0)$$
$$r_2 = e_2 - K_{21}(r_1 - r_{21}^0) \qquad (4-9)$$

式中,r_1 和 r_2 表示在侧抑制作用下两个感受器的实际响应水平,$K_{12}(K_{21})$表示 2 号(1 号)感受器对 1 号(2 号)感受器作用的"抑制系数",r_{12}^0和 r_{21}^0分别对应于抑制起作用的阈值。从生理意义上考虑,还应有 $K_{ij} \geqslant 0$,且当 $r_i < r_{ji}^0$时,$K_{ij} = 0$,即若抑制作用没有达到阈值时将不起作用。同时,由于不存在负的神经发放水平(以脉冲发放频率计量),故若抑制性作用过强时,即当 $e_i < K_{ij}(r_j - r_{ij}^0)$时,应取 $r_i = 0$。

当有 n 个感受单元相互作用时,则其侧抑制模型如图 4-9所示。图中左边为顺方向性抑制回路,右边是反方向性抑制回路。所谓顺方向性又称为前馈型或非循环式,而反方向性又称为反馈型或循环式。研究结果表明,在脊椎动物的视觉系统中,从末梢到中枢之间,都存在着不同形式的侧抑制机制,即有前馈型的,又有反馈型的。但人们研究较多的是反馈型侧抑制网,其原因可能是由于实验对象多为鲎一类节肢动物,它的侧抑制属于反馈型的。



(a)顺方向性抑制回路 (b)反方向性抑制回部

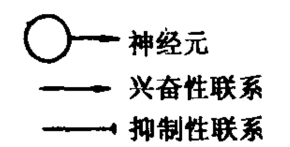


图 4-9 侧抑制模型

Hartline 等人在实验中发现,对于视觉感受器来说,若其相邻的感受器受到光照的数目越多,则来自外周的对受试单元的抑制作用就越强,这表明侧抑制网具有空间总和的作用。因此,为反映这样一种特性,我们可将(4-9)式推广至任意 n 个感受器单元的侧抑制网,即有

$$r_i = e_i - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{n} K_{ij}(r_j - r_{ij}^0) \qquad i = 1,2,\cdots,n \quad (4-10)$$

式中各项的意义与(4-9)式中一样。其中条件 $i \neq j$ 是假定不存在自抑制。为了保证 $r_i \geqslant 0$ 和避免出现负抑制，可将上式重写为

$$r_i = \max\{0;(e_i - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{n} K_{ij}\max[0;(r_j - r_{ij}^0)])\} \qquad i = 1,2,\cdots,n \quad (4-11)$$

式(4-11)就是感觉系统侧抑制网的基本数学模型，尽管这是一个简化的模型，但是实验证明，这一模型的确可以描述感受器单元网的侧抑制作用。同时，实验结果还表明，这种相互作用的强弱与这两个相互作用单元之间的距离成反比，也就是说邻近的感受器之间的侧抑制系数 K_{ij} 较大，但一般来说，这种抑制性作用在两个方向上并不一定相等，即 K_{ij} 不一定等于 K_{ji}。

1963 年 Hartline 与其合作者 Ratliff 等对上述侧抑制网模型进行了定量的检验。实验中，他们选定了三个相互作用的小眼，分别用 A、B、C 标志。首先对这三个小眼分别进行光照，并记录下其反应值，即可确定 e_A，e_B 和 e_C。然后，再对这三个小眼全部在一起受到光照反应测量，从而可确定抑制系数 K 和阈值 r^0。根据这些值，则可由模型(4-11)计算出这三个单元同时受到光照时的各自反应。同时，也可由实验测定三个小眼全部在一起受到光照时的实际反应。计算结果和实验结果及所确定出的模型参数都由图 4-10 给出。图中，横坐标为实验观测值，纵坐标为模型预测值。由图可见，两者基本吻合，从而证实了模型的有效性。

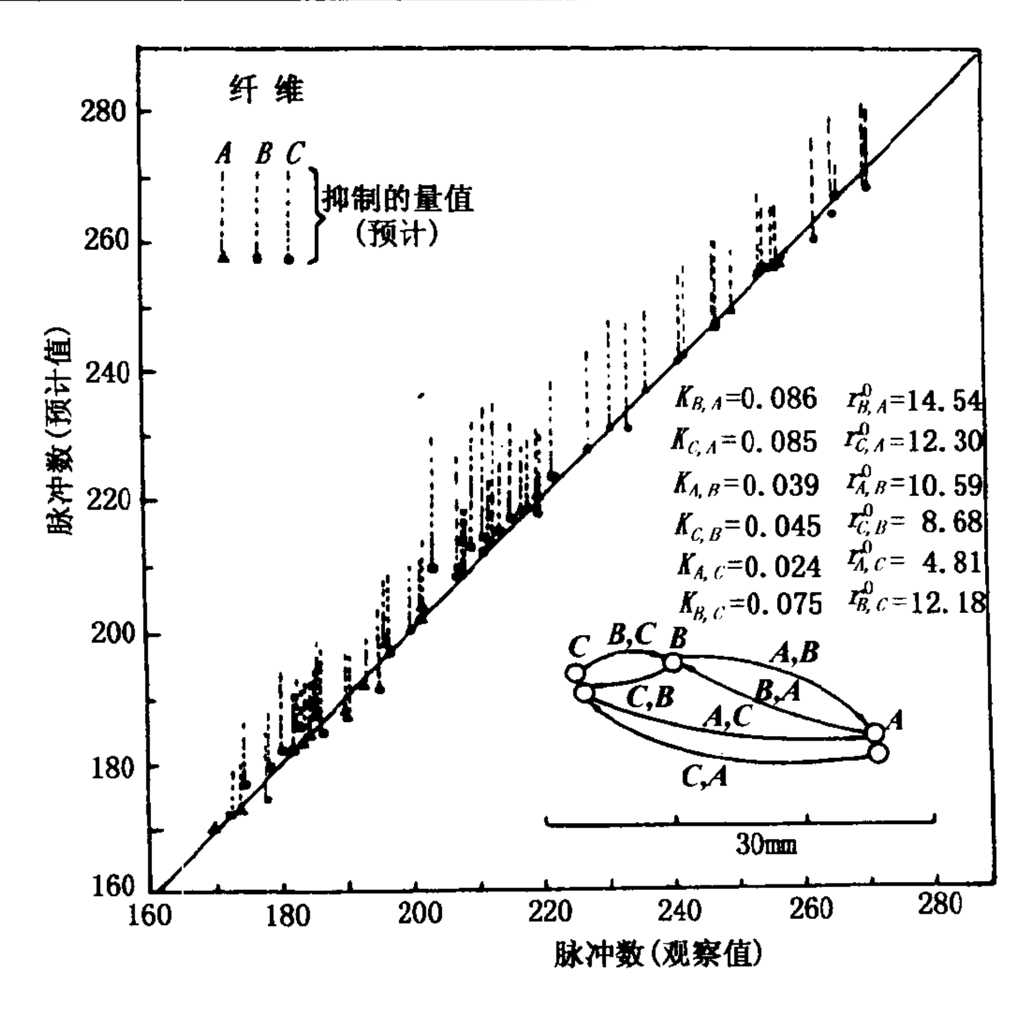


图 4-10 计算结果与实验结果

4.5 生物体感受野模型

感受野是 Hartline 等人提出来的感觉系统的另一个重要概念。与上一节叙述的侧抑制作用相比,感受野的结构和功能更为复杂。Hartline 最初定义的某个感受细胞的感受野是指视网膜上用小光点的给光和(或)撤光能引起这个感觉细胞反应的区域。一般称给光反应为 on 反应,而称撤光反应为 off 反应。相应地,发生 on 反应的感受野称为 on 区,而发生 off 反应的感受野则称为 off 区。如果某一部分感受野既能引起 on 反应,又能引起 off 反应,则称之为 on - off 区。

自从 30 年代 Hartline 等人对鲎的感受野进行了初步探索后，引起了许多研究者的兴趣。此后的几十年中，大量的理论和实验工作一直在进行，其中，特别值得提出的是 Hubel 和 Wiesel 证明了视觉系统不同层次上的细胞，对不同的几何特性有选择性的反应。他们在猫和猴的视觉系统上所完成的出色的工作获得了 1981 年的诺贝尔奖。所有这些研究工作都为进一步深入研究感觉系统机理积累了丰富的资料。在此基础上，亦出现了许多试图描述和概括感受野的功能和性质的数学模型。

1965 年，Rodieck 在电生理和组织学基础上最早提出了一个较完善的感受野数学模型。他的模型是建立在当时获得的有关感受野特性的基础上的，这些实验事实主要有：①猫等动物的感受野呈圆形对称分布，其中心既有 on 型又有 off 型，相应地称之为 on 中心型和 off 中心型；②邻近的感受野相互重叠，因而在此两者交界区域既有 on 反应，又有 off 反应，形成 on - off 区；③反应敏感性在中心处最高，离中心越远，敏感性越低。这种中心对称型感受野的中心部分称为中心区，其外侧称为外周区，因而总括起来称为中心 - 外周型感受野，如图 4 - 11 所示。图(a)为 on 中心型，图(b)为 off 中心型。图中用“ + ”代表 on 反应，用“ - ”代表 off 反应，用“ ± ”代表 on - off 反应。

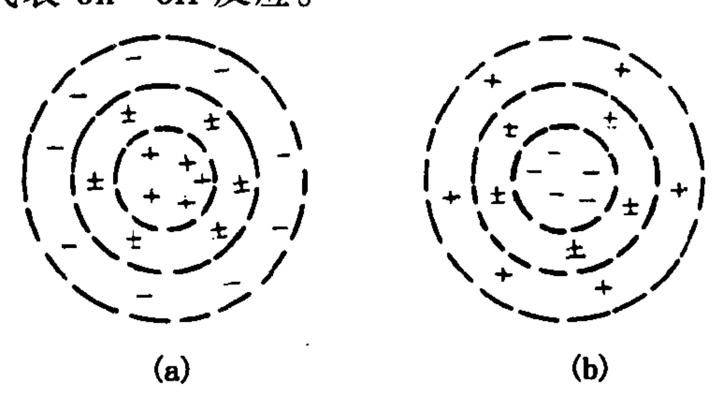


图 4 - 11 中心 - 外周型感受野

基于上述事实，Rodieck 提出，中心 - 外周型感受野是两种拮抗野在空间上重叠的结果，其中之一范围较小而强度较大，另一个

则范围较大而强度较小。若假设这两种感受野对神经节细胞影响的权重部分都是高斯分布的，如图 4－12 所示，其中 a 为兴奋性反应的空间分布，b 为抑制性反应的空间分布，则其整体反应可用这两个高斯函数之差来表示，如图 4－13 所示，即用一个墨西哥草帽形的曲面来描述同心圆结构的感受野的兴奋性强度的空间分布。

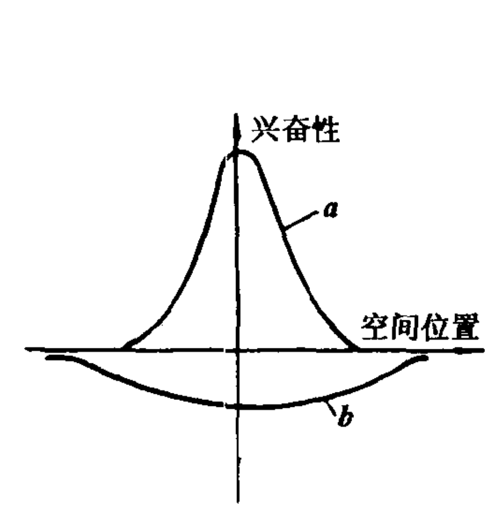


图 4－12　两种感受野对神经细胞影响的权重

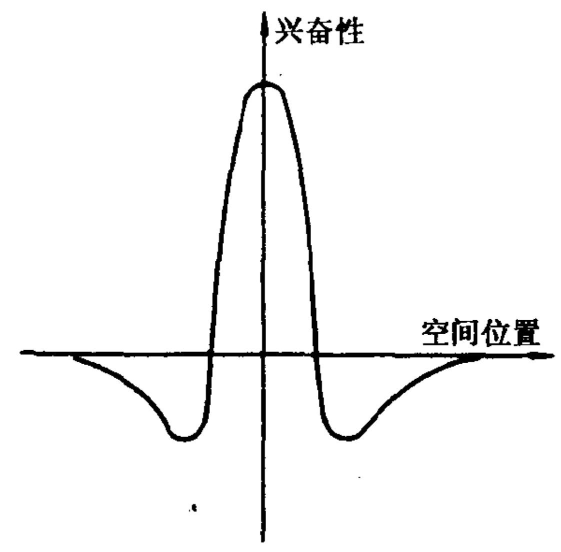


图 4－13　同心圆结构的感受野的兴奋性强度的空间分布

从数学上来讲，Rodieck 的模型建立了如下所述。

考虑一个中心位置在 $x=y=0$ 处的感觉细胞，根据前面所述，它对落在(x,y)处面积为 $\Delta x\Delta y$ 的单位强度刺激的反应将由中心部的兴奋反应和周边部的抑制反应所合成。其中，中心部的兴奋反应和周边部的抑制反应所合成。中心部的兴奋反应可用下式描述：

$$f_1(x,y,t)=\frac{F_1}{\sigma_1^2\sqrt{\pi}}\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{\sigma_1^2}\right)(M+T\exp(-at))\Delta x\Delta y \tag{4-12}$$

而周边部的抑制反应则由下式描述：

$$f_2(x,y,t)=\frac{F_2}{\sigma_2^2\sqrt{\pi}}\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{\sigma_2^2}\right)(M+T\exp(-at))\Delta x\Delta y \tag{4-13}$$

上两式中，前一部分为空间分布，后一部分为时间过程。F 和 σ 为与高斯分布的幅度和方差有关的常数，且有 $\sigma_2 < \sigma_1$ 和 $F_2 < F_1$；a 为瞬间反应衰减的时间常数；T 代表瞬间反应中的超调部分；M 代表时间过程中的稳态成分。

那么，总和反应为上两式之差，即有

$$\Delta R(x,y,t) = f_1(x,y,t) - f_2(x,y,t) \quad (4-14)$$

若令 $f(x,y) = \frac{F_1}{\sigma_1^2\sqrt{\pi}}\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{\sigma_1^2}\right) - \frac{F_2}{\sigma_2^2\sqrt{\pi}}\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{\sigma_2^2}\right)$

$$h(t) = M\left(1+\frac{T}{M}e^{-at}\right)$$

则可将(4-14)式写成

$$\Delta R = f(x,y)h(t)\Delta x\Delta y \quad (4-15)$$

当某一均匀光强刺激以平行于 x 轴的速度 v 穿过感受野时，若设刺激光斑的前缘为 $x = g_1(y)$，后缘为 $x = g_2(y)$，则将(4-15)式推广，可得此时的感受野反应为

$$R(t) = \int_{-\infty}^{\infty}\int\left[h\left(t-\frac{x}{v}+\frac{g_1(y)}{v}\right) - h\left(t-\frac{x}{v}+\frac{g_2(y)}{v}\right)\right]\times f(x,y)\mathrm{d}x\mathrm{d}y \quad (4-16)$$

利用上式，Rodieck 对一个宽度为 5°，速度为 10°/s 的条形刺激计算出了中心型感受野的反应，其结果与实测结果符合的很好。

Rodieck 进行数值模拟时采用的模型参数为 $F_1/F_2 = 1.2$，$\sigma_1 = 0.59°$，$\frac{\sigma_2}{\sigma_1} = 3$，$T/M = 4$，$a = 25s^{-1}$。这些数值对应于中心区直径为 2°、边缘区直径为 5°。

正是由于 Rodieck 模型十分巧妙地反应了感受野的某些特性，因而为人们所普遍接受，并一直沿用至 80 年代初才出现了新的进展。因为人们后来在电生理实验中发现，感受野并非全为圆对称的，确实存在许多非对称性感受野。而 Rodieck 模型仅适用于对称性感受野。为了描述非对称性感受野，Marcllja 于 1980 年

提出了用 Gabor 基元函数 $e^{-x^2}\sin x$ 和 $e^{-x^2}\cos x$ 取代高斯函数的新思路。在这一新思路的启发下，汪云九等人亦基于视网膜的组织学和电生理学特性，提出了一个由三层视细胞网组成的脊椎动物视网膜感受野的数学模型。下面就加以介绍。

如图 4－2 所示的视细胞的结构可分为三个大层次，即上部的感受细胞层，中部的中间联系细胞层和下部的神经节细胞层。这三层细胞间的联系（见图 4－14），既有兴奋性的（用箭头表示），又有抑制性的（用小黑点表示）。为了简化问题，先考虑一维情况，即考虑一个断面，则可用图 4－14 中的网络作为视网膜感受野模型。图中，R_j 表示第 j 个感受细胞，I_i 表示第 i 个中间层细胞，G 表示神经节细胞，g 为神经节细胞的输出，R_j 与 I_i 之间的联系方式用 k_{ij} 表示，I_i 与 G 之间的联系方式用 w_i 表示。

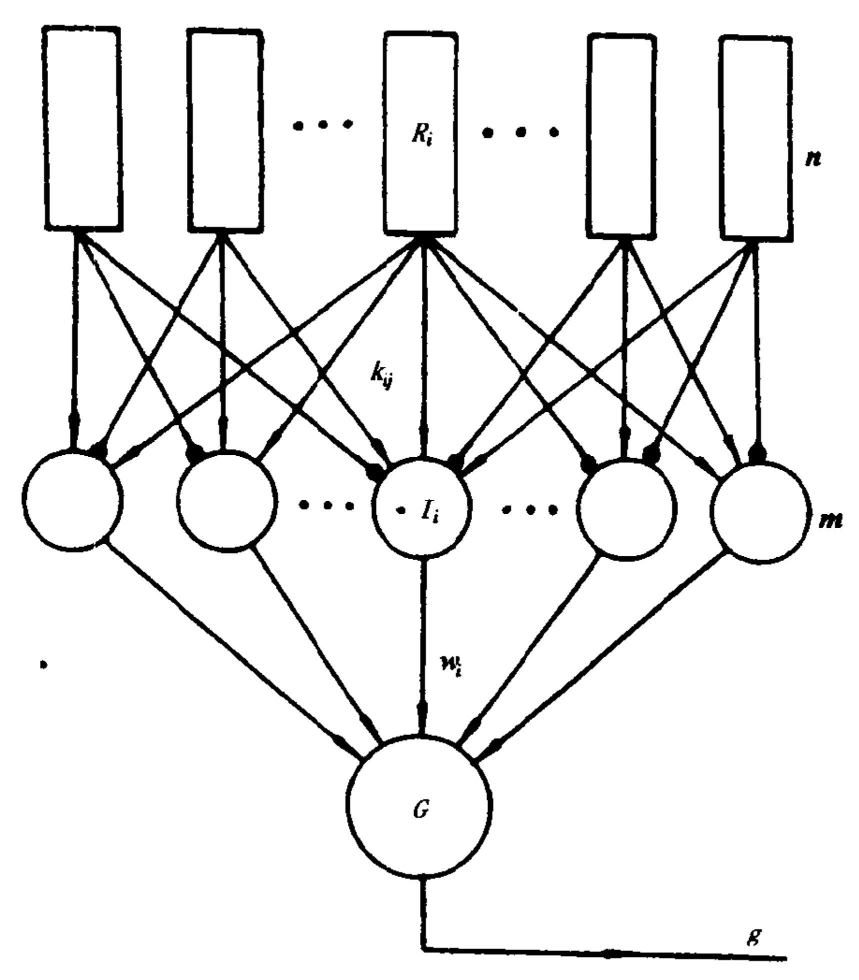


图 4－14 视细胞各层次之间的联系

设有 n 个感受野细胞和 m 个中间联系细胞，则它们之间的联系可用矩阵 K 来表示：

$$K = \begin{bmatrix} k_{11} & k_{12} & \cdots & k_{1n} \\ k_{21} & k_{22} & \cdots & k_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ k_{m1} & k_{m2} & \cdots & k_{mn} \end{bmatrix}$$

其中，k_{ij}可取 +1，-1 或 0，分别对应于兴奋性、抑制性或无联系的情况。

而中间联系细胞与神经节之间的联系亦可用一个 m 维向量 W 表示，即

$$W = [w_1 \quad w_2 \quad \cdots \quad w_m]$$

相应地，外界刺激同样可用一个 n 维向量 A 来表示，即有

$$A = [a_1 \quad a_2 \quad \cdots \quad a_n]$$

式中，a_j 表示第 j 个感受细胞所受刺激，并用 +1，-1 或 0 分别表示给光、撤光或无刺激的情况。

同时，为了反映视细胞对于各输入所进行的空间总和及阈值运算，定义总和与阈值运算表示式为

$$y = \left[\sum_i x_i\right]_a = \begin{cases} \sum x_i - a & if \quad \sum x_i > a \\ 0 & if \quad \sum x_i \leqslant a \end{cases} \tag{4-17}$$

式中，a 代表阈值；y 代表输出；x_i 为各输入。那么，在刺激 A 的作用下，神经节细胞的输出可由下式计算：

$$g = [W[KA]_\alpha]_\beta \tag{4-18}$$

式中，α 表示中间细胞的阈值；β 表示神经节细胞的阈值。若将上式展开，又可写为

$$g = \left[\sum_{i=1}^{m} w_i\left[\sum_{j=1}^{n} k_{ij}a_j\right]_\alpha\right]_\beta \tag{4-19}$$

对于式(4-18)、式(4-19)所给出的感受野模型，仅当 K 和

W 取某些特定值时，才具有生理意义。同时，通过适当地选取 K 和 W 中各元素的值，则可构造出不同类型的感受野。

汪云九等人采用小光点刺激下感受野的性质来检验模型，发现此模型对感受野的描述在一些空间特性上有较好的定性符合。

关于感受野方面的模型，除了本节中所述数学模型及其计算机仿真工作外，还有各种电子模型，即用电子器件构造的模型，但其基本思路是一样的。由于实际感受野的复杂性，至今仍有许多人致力于这方面的工作。

4.6 视觉计算模型

如果仅仅用感受野来反应视觉的完整信息处理功能是片面的，因为感受野理论中的特征检测并不能直接给出图像分析中的目标信息。为了解决这一问题，美国麻省理工学院的 Davis Marr 凭着他对视觉过程的神经生理和心理学知识的深刻了解和良好的数学基础以及计算机方面的工作经验，对复杂的视觉过程进行了抽象提高，独辟蹊径，提出一整套视觉计算理论，成为视觉计算领域的开拓者和奠基人。以后开展的有关视觉计算方面的工作，都是在他的理论指导下发展起来的。

Marr 所提出来的视觉计算模型的基本出发点就是直接研究视觉所故有的信息处理过程，由此得出一套符号系统，而用这种符号系统的运算作为视觉信息处理的模型。

视觉信息处理包括三个层次的内容，最低一级是组成这一处理系统的元件及由这些元件所构成的一些线路和部件；中间层次是具体的计算方法；最高层次是计算理论。这三个层次相互关联，而计算理论是其中的核心问题。所谓计算理论，也就是建立一种视觉计算的模型，这一模型的任务就是完成一种符号表象到另一种符号表象的运算，直至形成某种知觉为止。

Marr提出的视觉计算模型包括三级表象结构，即密度表象、表面表象和三维模型表象，如图4-15所示。

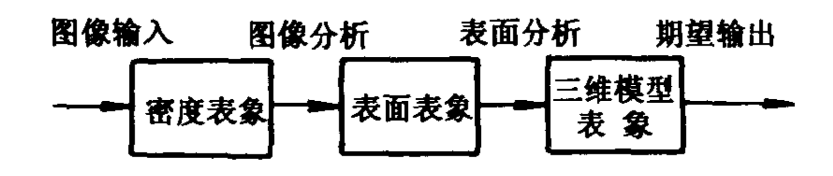


图4-15　视觉计算模型的结构

密度表象是整个视觉信息处理过程的第一步，其实质是将视网膜所接收到的二维图像变成“基元图”，在基元图中这种二维图像不再用光强的逐点分布来描述，而是用光强的变化量值和方向来描述，这样就可大大压缩信息量。这种由二维图像到密度表象的处理过程，就如同画家作画的第一步是勾出轮廓一样。

密度表象（或称基元图）是将二维图像的模拟表象变成离散的符号表象，其具体作法是对原始二维图像用二阶差分算子∇^2_G进行图像滤波，这一算子的定义如下：

$$\nabla^2=\frac{\partial^2}{\partial x^2}+\frac{\partial^2}{\partial y^2}$$ ——拉普拉斯算子

$$G(x,y)=\exp-\frac{x^2+y^2}{2\pi\sigma^2}$$ ——二维高斯函数

将由上述图像滤波处理后的图像的零点位置称为零交叉点，其正负号表示图像为黑的或白的，其斜率表示密度变化的反差大小，而零交叉点所形成的轨迹就是图像密度突变的位置。所以，即可用一组符号，即有向零交叉线段来表示原有的二维模拟图像。这种零交叉的结合所形成的边缘、线段、斑点、终端等就称为基元。基元的性质是由它的位置、大小、反差和方向来决定的。

用基元图表示的密度表象虽然比原始图像的灰度阵列简化多了，但仍是一个庞大的数据集合，还需要进一步的处理。表面表象就是依据立体视觉由表面构成的，因而进一步从密度表象中取得物体表面的局部性质。为此，Marr提出的所谓“功能块”的概念。依据生理和心理实验，物体的表面性质是由体视、方向选择性、运

动结构、表面轮廓、质地、阴影等相互独立的早期视觉处理功能模块产生的。因此,要由密度表象变为表面表象,则应通过这些视觉功能块的分析而得到。所谓功能块就是从基元图中计算出某种几何或物理意义的结构。如体视这一功能块就是解决在两张立体图对内寻找对应点的问题,从而计算出视差这一表面分析的参数。对应与其它各种早期视觉处理功能块可由表 4-1 所列表面分析参数。

表 4-1 表面分析参数比较

功 能 块	表 面 参 数
体视	视差
方向选择性	深度变化
运动结构	相对深度、深度变化、表面方向
表面质地	相对深度
阴影	表面方向变化

为了有效地利用各种功能块的信息和基元图,就要用某种方式将它们结合起来并保存起来提供后续处理使用。这样一部分工作在 Marr 的视觉计算模型中就是建立表面表象这一步骤,即通过这种描述使物体的深度、表面方向和不连续边界变明确,为后期处理。例如识别物体形状等,提供有用信息。如此建立起来的表面表象又称为 2.5 维图,如图 4-16 所示。图中覆盖在图像上的细针用以描述表面方向,针的长短表示其表面倾斜的大小,针的箭头表示其表面倾斜的方向。

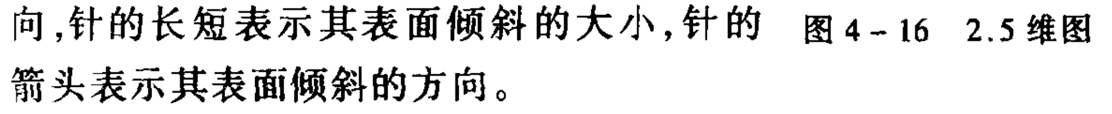


图 4-16 2.5 维图

这种 2.5 维图不仅给出了物体各局部的表面朝向、朝向突变的轮廓、深度不连续部分的轮廓等信息,还包括了观察者与表面之间的距离的信息。但是,这种表面表象的描述毕竟与观察者的角度有关,为了能够由此推广至物体的形状识别,则希望可以进一步

由 2.5 维图建立三维模型表象。

三维模型表象是通过利用 2.5 维图中的表面信息建立对视觉识别任务特别适用的三维表象,从而可与已知物体进行比较以达到识别的目的。这种三维表象将与观察者的角度无关,因而,若称表面表象为以“观察者”为中心的表象,则三维表象为以物体为中心的表象。那么,如何从 2.5 维图的表面表象中得到三维形状表象呢?为了解决这个问题,人们引入了广义维的概念,并将其作为三维表象的描述基元。

所谓广义维是指那些以其轴线为对称轴的物体,如图 4 - 17 所示。许多物体都可用这种广义维的组合构成。要用广义维来描述物体,首先要确定物体的轴线,然后根据问题的需要,建立描述该物体的分级化广义维模型,如图 4 - 18 所示。

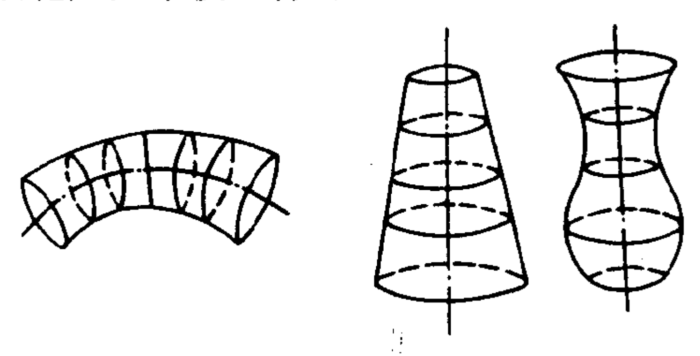


图 4 - 17　广义维的概念

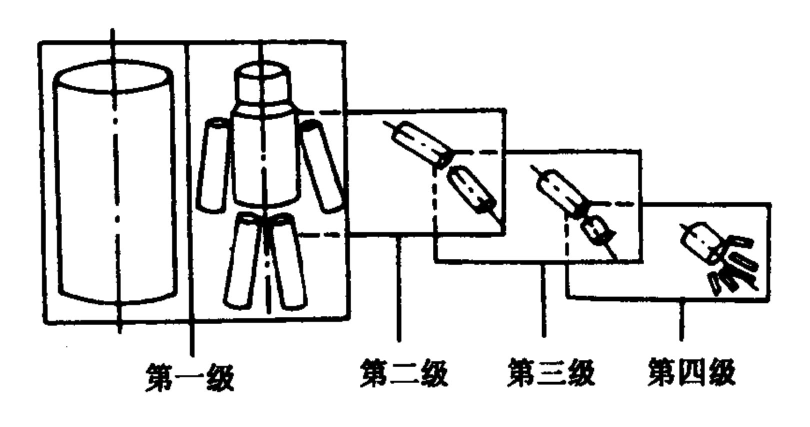


图 4 - 18　物体的分级化广义维模型

Marr 所建立起来的这一视觉计算模型第一次把复杂的视觉识别过程置于严密的数学基础之上,树立了视觉研究的里程碑,并

将视觉基础与计算机视觉和机器人视觉联系起来。但是，Marr所提出的模型仅仅是一个框架，其中许多的具体问题还有待于进一步探索和完善。目前，仍有许多学者在致力于这方面的工作。

4.7 生物系统的集成传感信息处理

4.7.1 人的传感信息融合

人眼看见的景物如一幅图画，人对于图画中的蓝天、树木、花草等物体能够立刻理解，但是每秒运行1 000万次的计算机却很难做到这一点，这是因为人有信息融合的功能。人的经历使他们对所见到的物体有超过对画面上的颜色、形状等的更深的认识，而计算机只能识别出一定的颜色和轮廓。人的识别有两部分，一部分是感觉的融合识别，通常我们将获得感觉的器官叫传感器，所以也叫传感信息融合识别。这部分识别一般认为是简单识别，例如通过一物体的颜色、形状和对它的触摸，可以知道是什么物体。另一部分是大脑中各种知识的融合识别，这部分识别一般认为是高级识别。人们不仅通过颜色、形状，还可以通过语言、文字对一物体有更深刻的认识。

人类可以通过多种感觉获得的信息来准确地识别环境或物体的状况，并引导他们下一步的运动或动作。即使这些信息含有一定的不确定性、矛盾或错误的成分，人们也可以将各种传感信息综合起来，并使这些感觉信息相互补充、印证，从而完整地处理具有不同功能的多种传感器所获得的信息，实现由单个传感器所不能实现的识别功能。将这种方法应用于工程实践中也称为传感器融合。有人将传感器融合分为四类：组合、综合、融合和相关。传感器融合是制造智能仿生系统（如智能机器人）的一个非常重要的课题，它通过灵活地获取多种信息来实现更先进的识别和判断功能。

通常，人通过至少9种感觉（视觉、听觉、触觉等）来认识外界

事物。例如，对于人手中的一个梨，眼睛获得了梨的颜色、形状等视觉信息；手获得表皮光滑的触觉信息；此外，还有其他信息，如重量、味道等。由于人们已具有一定的感性认识基础，可以用大脑中的知识来融合出梨的形象。这里，信息在不同的传感器之间相互印证，最后形成"梨"的概念作为判断结果。如果梨被切成两半或被切下一片，这组传感信息将会发生改变，人们将半个梨的概念和知识再次存入大脑。如果将梨换成苹果，人们会在识别梨的基础上重新学习和认识苹果的特征。实际上，人在认识事物的过程中，先前经验的约束条件和知识也被用来实施信息融合处理。由各组信息（包括来自运动系统的信息和来自记忆系统的信息）组成的感性知识要比由一组信息（视觉或触觉所获得）的感性知识有较高的可靠性。生物学家和信息学家认为，人脑有一个分层的并行分布式神经网络，用于处理各组感觉信息；而且大脑中的一些相关区域对不同的感觉也起着重要的作用。在这里，感觉信息经过识别传送给运动控制系统，产生人的行动。图 4－19 是一个感觉系统的模型。该模型是按照分层并行分布式处理结构来设计的。这些处理是由底层到高层通过信息表达分别进行的。值得注意的是，该模型也在不同的处理层中将认识和行为配合在一起进行协调，并且将不同组的感觉信息和识别系统结合起来。由于有关实验存在着一些困难，因此支持这种模型的生理或心理实验只取得了部分进展。

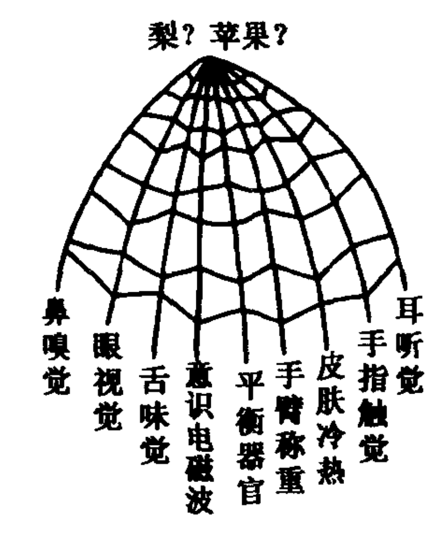


图 4－19　信息处理结构

人脑有确定问题的能力，如"什么、何时、什么地方以及怎样"等问题是由信息融合系统通过神经系统从各个不同的角度综合视觉、听觉并融合其它不同的感觉器官信息及大脑存储的知识，经过时间、空间的逻辑分析和推理得到解答的。在大脑中，传感数据从

一层神经网络或神经网络中心传送到下一层神经网络。每一层网络都将数据处理、精炼成为更有意义的概念,而“结果”通过高水平的“脑”作最后的处理。当一个信息从大脑的一个皮层区域传到其它区域时,融合便开始产生。

在人的视觉过程中,“特征”就是颜色、移动的“棱”、“边缘”、“形状”以及来自眼睛中枢神经活动的定位结果。在大脑的表面皮层中,可视信息与来自其它传感器的信息被处理、融合。当多个传感器获得的信息传到大脑皮层时,物体的形象就落到了大脑皮层的视觉区域里。物体的识别并不是在眼睛里完成的,它是大脑神经运动融合来自眼睛的视觉信息和其它不同区域的信息,“提炼”出物体的本来面貌的结果。

人通常有两种感觉信息,一种是自然界的非特殊的刺激。在大脑的正常活动中,突然刺激大脑并命令大脑去从事新的活动,这是一种条件反射,大量的这种工作在大脑的网状的活动系统中被完成。这种非特殊的刺激的感觉信息被称作通常的刺激,它在大脑皮层被感觉功能所融合,以便对注意力和运动提供刺激。比如,人下意识地抚摸自己身体上的疼痛部位。感觉信息在自然界的另一个表现是特殊的。信息从大脑的神经细胞网络的一层移动到下一层,最后在皮层被处理。这里,原始信息被拍成影片,在这个影片上识别的含义是指运动探测、颜色探测和边缘探测等。经过识别形成了基本的、小的、高水平的构思概念,对客观外界产生了认识。

4.7.2 生物系统的多源信息融合

许多动物具有和人类似的识别能力。例如,响尾蛇在其眼睛后面长有凹窝,这个器官是一种探测器。它通过浓密的神经纤维(细胞)很容易感觉到热,这些凹窝器官有特殊的路由和处理中心,能将控制信息传导到中脑的眼兴奋视域。尽管眼神经纤维的信息传导几乎直接进入眼兴奋视域,但只有来自凹窝器官的三叉神经

的信息通过一些被称作 LTTD 的中心。经过 LTTD 中心的作用，一个视觉的和热红外的空间合成图像被送入中脑的眼神经视域。

响尾蛇的这一识别过程分三个阶段。第一阶段完成模式识别分析，使用一个类似连续评价的自组织修正特征图算法，在一个图像中每一个象元被处理成三维向量输入，由一个无监督的集群分析处理后进入彩色子集，并由一个简单的空间滤波器 RC 确保空间图像对准，这是视觉图像的处理。第二阶段，在中脑的眼兴奋视域有 6 种滤波器，模仿成 6 个独立的层状的视感控制器。这些由双峰神经细胞构成的视感控制器有综合视感的能力，连接到双眼并将热红外感觉送入到受扰蛇眼睛后面的凹处，这一阶段具有信息融合的功能。最后一个阶段是在受扰蛇的前脑形成模式识别能力，这一阶段再一次使用类似连续评价的自组织修正特征图算法模型。

4.8　仿生系统信息融合的原理与实现方法

4.8.1　仿生系统信息融合的意义

以往的传感器技术是将传感信息传送给独立的处理系统。近年来由于对系统性能要求的不断提高，需在一个系统上装配大量的种类繁多的传感器。统一地处理这些传感信息意味着增加了待处理的信息量，很可能会出现各传感器数据组之间数据矛盾和不协调现象，为了消除这种矛盾和不协调现象，需要有效地协调和处理好这些传感信息，因此需要采用传感信息融合技术。或者说，传感器信息融合的目的是实现一种用于整个传感器系统并能够取得高度可靠的有用信息的处理系统。

当传感信息处理技术从处理单个传感器信息演变为处理多个传感器信息时，传感器技术也需要演变为以分布式并行处理方式

为主的集成传感信息处理技术。传感器之间的网络结构作为这种发展趋势的基础,相应地要求对传感器信息融合的方法进行改进,以便使传感信息网络能够协调高效地工作。

4.8.2 仿生系统信息融合概要

我们知道,对于单个传感器的设计及其数据分析和处理已经有了许多成熟的理论,但对于来自多种传感器的数据融合处理却没有一套完善而且通用的理论方法。尽管如此,针对不同的应用背景,我们还是能够找到较为有效的处理方法,其中比较常用的有经典概率论、贝叶斯方法、Dempster - Shafer 证据理论(D - S 理论)、模糊集理论、自适应神经网络、凸贝叶斯理论以及广义证据理论等。表 4 - 2 列出了多传感器数据融合主要的理论方法以及这些方法所需要的输入输出信息特征及其应用范围。

表 4 - 2 多传感器数据融合方法概要

类型	方法	核心处理	输入特性	输出特征	应用范围
非确定性推理	经典推理技术	Pr(观测 $\mid H_0$)	经验概率,统计总体分布	Pr(误差 $\mid$ 判定为 H)	比较广,对于单个事件无效(主观概率)
	贝叶斯统计推断	后验的 Pr($H_0 \mid$ 历史数据)给出新数据 H_0 时,更新置信度	目标的经验概率,主观概率。先验的 Pr(目标)	更新事件发生的似然函数	较广
	$D - S$ 推理	Pr($H_0 \mid$ 多证据)Pr(任一 H_i 为真)= 不确定性 Dempster 组合规则	经验概率,主观概率,穷举 Pr($H_i \mid$ 证据)	更新事件出现的似然函数和不确定性水平的大小	较广

续表

类型	方法	核心处理	输入特性	输出特征	应用范围
基于信息论的方法	聚类分析理论	根据“相似性测量”把观测分为“自然组”	参数，主观数据	聚类元素、相似性度量	除了不确定性类型结构外，应用较广
	一致性标记法	约束关系一致性	目标的特征，目标之间的关系	目标与标记之间的对应关系	除了不确定性类型结构外，应用较广
	人工神经元网络	从观测空间到识别空间的非线性变换	观测的参数数据(特征)	输入数据与假设种类的匹配结果	较　广
	熵法	计算信息内容的度量值	经验或主观概率	使信息内容极大化的标识估计	较　广
逻辑推理方法	模糊集合理论	表示集合元素资格的隶属函数	所有集合元素的主观隶属函数	目标集元素的隶属函数的分布	决策分析系统和各类专家系统
	产生式规则	总体数据库和规则集	一组规则集，规则推理控制机构	一个向后的推理链	决策分析系统和各类专家系统
	品质因数法	计算两个实体间的相似程度	两个属性向量	可选的目标与假设类的相似性数值	广
	逻辑模板法	进行复杂关联的模式匹配技术	观测的数据记录	输入数据与预设种类的匹配结果	数据关联，相关态势估计
估计理论	卡尔曼滤波器等	对给出观测值的“最佳”状态估计	定量的观测、状态/观测模型	状态矢量	跟踪、定位、测向
人工智能技术	专家系统或知识库系统	用计算机模拟人的推理过程	支持推理的观测数据	能最佳地满足逻辑条件的推理说明	广泛用于试探类问题

下面我们将概述几种重要的数据融合理论，分析它们的优势与缺点以及应用在多传感器集成系统中需要满足的条件及其所能发挥的作用。然后对比目前广泛讨论的用于不确定性推理(包括数据融合处理)的一些贝叶斯和非贝叶斯方法。

4.8.3 仿生系统信息融合原理与方法

尽管用于多传感数据融合的理论方法很多，而且它们之间有些存在着一定的联系，但是根据解决问题的出发点不同，我们仍能够把它们大致分为若干类。下面我们按类介绍。

4.8.3.1 基于非确定性推理的一类数据融合方法

描述和处理不确定性信息最容易想到的有力工具是经典的概率理论以及为了处理一些经典方法不能够或很难处理的问题而对其所作的形式上或直观上的推广而得到的一些方法。许多不确定性推理系统都包括以下几个步骤中的部分或全部：

(1)对所要解决的问题作形式化的说明；

(2)建立一种对问题的关键元素及其相互关系的知识表示结构；

(3)建立一种数据分析的结构方法；

(4)借助于推理系统对获取的环境数据进行解释和分析。

所有的不确定性推理系统在方法上的不同都源于它们对所关心的问题空间作出的不同假设，这些假设直接导致了它们对不确定信息所采取的处理方法。

由于受到各种环境因素的影响以及自身条件(如观测范围、精度等)的限制，各种传感器获得的数据在某种程度上都是不精确、不完全，甚至是相关的。因此，古典概率及其派生的其它理论如贝叶斯统计推断、D－S证据理论等被广泛地用于多传感器的数据融合。

1. 经典推理技术： 经典推理技术是非确定性推理中相对简单的形式之一，它的本质是利用条件概率门限的方法。首先确定

不同观测目标在概率测度空间中的分布函数，并由一定的先验知识得到目标出现的最小概率阈值。通过比较计算出的在相同外界环境条件下与目标有关的数据概率的观测值来进行推理。

基于该理论的多传感器数据融合方法主要用于目标识别和分类上。它一般应该有两个阶段，即训练阶段和检验阶段。所谓训练阶段就是在规模相对较小的证据子集的基础上总结并描述证据空间的总体状况。

例如，假设两个目标 obj_1 和 obj_2 出现的概率分别为 $Prob_1$ 和 $Prob_2$，如图 4-20 所示。它们在同一概率空间上的分布具有一定的重叠部分，记为 $Prob$。如果某一时刻我们观测到一个概率值 $Prob'$，经典推理技术试图从出现的目标是 obj_1 和 obj_2 这两种假设中作出正确的判断。

经典推理过程如下：首先由专家直接给出或通过训练样本的方法选择一个概率阈值 α，若观测值 $Prob'$ 大于 α，则不能拒绝目标是 obj_2 的假设；反之，如果 $Prob'$ 小于 α，则不能拒绝目标是 obj_1 的假设。很显然，由于概率分布函数的重叠性，无论概率阈值如何选取，我们都要冒一定的错误风险。在图 4-21 中可以看到，存在一个有限概率 β_1，观测到 j_1 出现的概率大于 α 值；另一方面，存在一个有限概率 β_2，观测到 obj_2 出现的概率小于 α 值，这在概率统计上分别称为 1 类误差和 2 类误差。

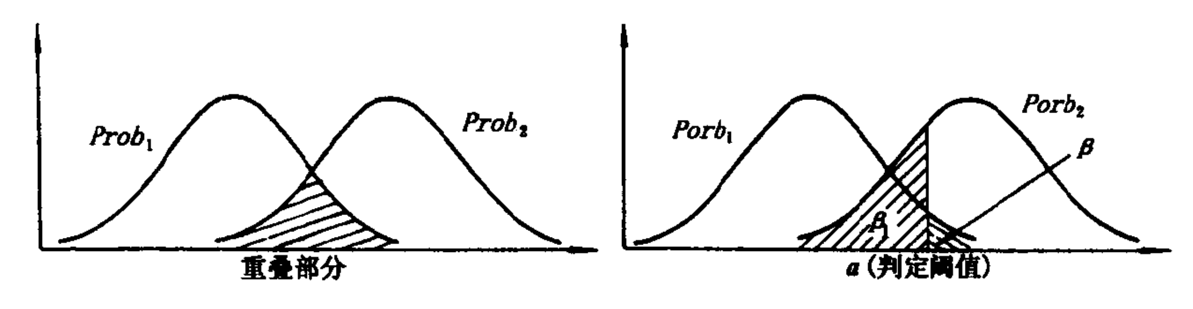


图 4-20 目标的概率分布　　图 4-21 统计推断中的两类错误

基于概率理论的经典推理方法有很多优点，如形式简单，易操作并且能提供判定误差概率的一个度量值等。至于它的缺陷首先

是经典推理对于单个事件是无用的，必须通过训练一定数目的样本才能得到较为准确的先验概率密度分布函数，特别是对于多变量数据，计算这种抽样分布的复杂性很高，有时由于实验数据的不足甚至难以获取。这种缺陷在某些复杂的系统中是难以克服的。因此，经典推理适用于能够方便地获取数据的系统。其次，经典推理技术一次仅能估计两个假设，即原假设 H_0 和与其相对的备选假设 H_1。而且什么命题作为原假设 H_0，什么命题作为对立假设 H_1，在经典推理中是有倾向性的。但在各种实际的判断或分类问题中，有的具有某种倾向性，有的则未必。

2. 贝叶斯统计推断　贝叶斯定理（或贝叶斯公式）在通常概率论教科书中都有论述，而贝叶斯假设几乎都没被提及。这里，对于贝叶斯公式我们只用事件的形式和随机变量的形式来叙述，略去了有关的证明。

假设 $A_1,\cdots,A_k$ 是互不相容的事件，它们之和 $\bigcup_{i=1}^{k} A_i$ 包含事件 B，即 $B \subset \bigcup_{i=1}^{k} A_i$，则有：

$$P(A_i \mid B) = \frac{P(A_i)P(B \mid A_i)}{\sum_{j=1}^{k} P(A_j)P(B \mid A_j)} \qquad i = 1,2,\cdots,k \tag{4-20}$$

贝叶斯公式的随机变量形式为：假定随机变量 ξ,η 的联合分布密度是 $P(xy) = P_\xi(x)f_{\eta|\xi}(y|x)$，其中 $P_\xi(x)$ 是 ξ 的边缘密度，而 $f_{\eta|\xi}(y|x)$ 是当 $\xi = x$ 时，η 对 ξ 的条件密度，于是，ξ 对 η 的条件密度 $g_{\xi|\eta}(x|y)$ 可表示为（当 $\eta = y$ 时）

$$g_{\xi|\eta}(x \mid y) = \frac{P_\xi(x)f_{\eta|\xi}(y \mid x)}{\int_{-\infty}^{\infty} P_\xi(x)f_{\eta|\xi}(y \mid x)\mathrm{d}x} \tag{4-21}$$

类似的，有

$$f_{\eta|\xi}(y \mid x) = \frac{q_\eta(y) g_{\xi|\eta}(x \mid y)}{\int_{-\infty}^{\infty} q_\eta(x) g_{\xi|\eta}(x \mid y) \mathrm{d}y} \quad (4-22)$$

其中 $q_\eta(y)$是 y 的边缘分布密度。

贝叶斯理论可以概述如下:

(1)将未知参数看成随机变量(或随机向量),记它为 θ,于是当 θ 已知时,样本 $x_1,\cdots,x_n$ 的联合分布密度 $P(x_1,\cdots,x_n;\theta)$就看成 $x_1,\cdots,x_n$ 对 θ 的条件密度,记为 $P(x_1,\cdots,x_n|\theta)$或简写成为 $P(x|\theta)$;

(2)设法确定先验分布 $\pi(\theta)$,这是根据以往对参数 θ 的知识来确定的,是贝叶斯理论中容易引起争议的一步;

(3)利用条件分布密度 $P(x_1,\cdots,x_n|\theta)$和先验分布密度 $\pi(\theta)$,可以求出 $x_1,\cdots,x_n$ 和 θ 的联合分布和样本 $x_1,\cdots,x_n$ 的分布,于是就可以用它们求得 θ 对 $x_1,\cdots,x_n$ 的条件分布密度,也就是用贝叶斯公式求得后验概率分布密度 $P(\theta_1 x_1,\cdots,x_n)$;

(4)利用后验分布密度 $P(\theta_1 x_1,\cdots,x_n)$作出对 θ 的推断(估计 θ 或对 θ 作出检验)。

在(2)中,如果没有任何以往的知识来帮助我们确定先验分布 $\pi(\theta)$,贝叶斯提出可以采用均匀分布作为 $\pi(\theta)$,即参数在它变化的范围内取到各个值的机会是相同的,这种确定先验分布的原则,就称为贝叶斯假设。即

$$\pi(\theta) = \begin{cases} C & \theta \in D \\ 0 & \theta \notin D \end{cases} \quad (4-23)$$

其中,D 是随机向量的取值空间,$C = \frac{1}{\|D\|}$。

贝叶斯假设在直觉上是容易为人们接受的,然而进一步探讨它的确切含义时,就产生了各种不同的理解。

(4-21)式表明,当观测到一个证据 A 的 $P(A)$后,可以改变有关假设 B 的概率 $P(B)$的先验值,从而得到一个有关新假设的后验概率。贝叶斯公式可以很容易推广到含有多个被观测到的证

据体的情况。假定输入包含多个单一的条件概率和先验概率,例如 $P(B)$、$P(C)$、$P(B|A)$和 $P(C|A)$,则有关事件 B、C 的新的概率度量以及后验概率 $P(A|B\cap C)$可以由下式得到:

$$P(A\mid B\cap C)=\frac{P(B\cap C\mid A)P(A)}{P(B\cap C)} \quad (4-24)$$

显然,为了计算(4-24)式,$P(B\cap C|A)P(A)$和 $P(B\cap C)$应该是能够计算的。然而,这在许多现实的复杂情况下,即使不是不可能,也是非常复杂的。因此,为了简化计算,各种假设条件就引入了贝叶斯公式,常用的有条件独立和不完全推理准则。所谓事件 B 和 C 条件独立,即 $P(B\cap C|A)=P(B|A)P(C|A)$。更进一步,如果 B 和 C 严格独立,则 $P(B\cap C)=P(B)P(C)$。此时,(4-24)式就可以简化为:

$$P(A\mid B\cap C)=\frac{P(B\mid A)P(C\mid A)P(A)}{P(B)P(C)} \quad (4-25)$$

假设在计算中一些必须的概率值无法获得,这时可以根据所谓不完全推理准则,直接赋值给未知概率。例如,当所有不相交事件的概率已知,而单个事件的概率未知时,如果我们没有特别的证据表明一种事件比另一种事件更“可能”,则我们可以分配给它们以等概率。但是这种分配方法会使系统中的概率值不稳定。当然还有更好的方法,例如最大熵准则,即分配给各事件的概率应能使熵值最大。这种方法意味着使用最小的投入来计算未知概率。

贝叶斯理论用于多传感器信息融合的过程如图 4-22 所示。其中多个传感器获取的原始观测数据经过初步处理,得到一个关于目标假设的说明 D_i,对于每个传感器都有(从实验或理论上导出)一个在给定真实目标为 J 的条件下,这个传感器关于目标假设说明的概率,利用贝叶斯公式就可以得到一个基于多传感器说明的更新的联合概率,即

$$P(O_j\mid D_1\cap D_2\cdots\cap D_n) \qquad j=1,\cdots,m \quad (4-26)$$

表示给出传感器 S_1 说明(证据)D_1,传感器 S_2 说明 D_2 等等条件

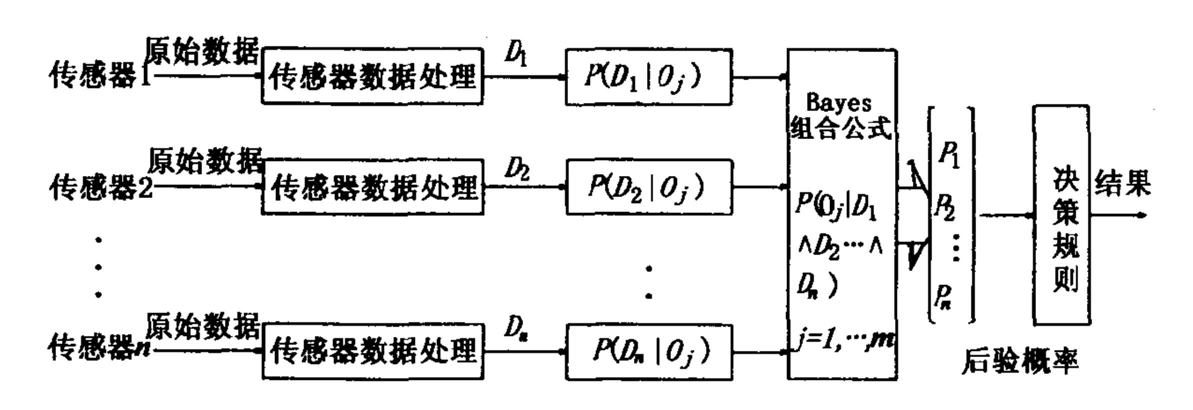


图 4-22 贝叶斯理论在数据融合中的应用

下，观察到目标 J 的概率，然后在决策单元根据一定的决策规则得到对外界环境的最佳描述。

贝叶斯概率推理是一种传统的非确定性推理理论，有较广泛的应用范围。但由于它的一些固有缺陷，限制了它的某些应用。贝叶斯理论用于多传感器数据融合时会有如下的缺陷：

(1)当存在多个假设和多个观测证据时，由于涉及到多个条件相关事件的概率，计算非常复杂，有时甚至无法计算，因此一般要引进各种使计算简单化的假设，以便使问题能得以方便地解决；

(2)贝叶斯理论不能很好地表述总体不确定性。

值得注意的是，在具体应用中，通过各种简化获得的概率值都只是对真实情况的一种近似。这种近似只有当对其可能性空间有很好的了解时所作的估计才能接近真实情况，否则会带来误差与错误。同时，所作的各种假设又限制了本方法的使用范围，这是贝叶斯理论的重大弱点。尽管如此，贝叶斯理论目前的应用仍比较广泛，许多信息融合系统都使用了该方法。

另外，在基本的贝叶斯方法基础上，有人提出了更加复杂的贝叶斯信息融合结构。例如，H.F.Durrant－whyte 提出了所谓多贝叶斯系统。它实质上是一种多级贝叶斯概率推理系统，该系统将各传感器作为不同的贝叶斯估计器。而由它们组成一个具有队结构的决策系统。该系统中各种信息是以概率分布的共同形式进行

通信与传播的。各传感器首先利用自己的传感信息和其他信息源的信息,使用贝叶斯方法作出对环境状态的估计,并用概率分布表示各决策估计间的优先次序,然后利用贝叶斯方法和所得到的优先次序作出全体一致的状态估计。

3. D-S证据推理理论　传统的贝叶斯理论有三个出发点:第一,已知统计分布;第二,从这些分布能够得到实数值概率;第三,当有某些新的证据作为条件加入时,可以用贝叶斯公式来修正这些概率。对应地,我们就有三条修改或推广贝叶斯概率理论的途径。例如,放弃概率值必须为点概率的条件,就可以派生出许多新概念,如区间概率、概率场等。另外,也可以用其它的概率更新方法代替贝叶斯公式。

D-S证据理论就是对贝叶斯理论的一种重要推广。在D-S理论中用信任区间代替概率,用集合表示命题(事件),用Dempster组合规则代替贝叶斯公式来更新信任函数。证据理论的一个显著特点是它能够很好地表示“不确定性”、“无知”等认知学上的重要概念。而贝叶斯理论中要做到这一点是很困难的。例如,它无法区别“不相信”与“缺乏可信度”以及具有相同的确定性。

D-S证据理论源于Dempster早期提出的由多值映射导出的所谓上限概率和下限概率,后来由Shafer进一步发展并于1976年出版了《证据的数学理论》一书。

一个多值映射把空间S的元素s和空间T中的元素集合联系起来,即$\Gamma: S \to 2^T$,在映射Γ下的元素s的像称为s的粒子,记为$G(s)$,S到T的多值映射关系被Dempster称为空间S到T的一致性关系,记为C,则

$$G(s) = \{t \mid t \in T, sCt\} \quad (4-26)$$

如果已知空间S的概率分布,且空间S和T具有一致性关系,则空间T上的基本概率赋值函数(BPA)m可以如下定义:

$$m: 2^T \to [0,1]$$

$$m(A)=\frac{\sum\limits_{C(s_i)=A}P(S_i)}{1-\sum\limits_{C(s_i)=\Phi}P(S_i)} \tag{4-27}$$

其中,T 的子集 A 称为焦点元素。空间 T 称为鉴别框架,所有的命题都可以用 T 的子集来表示,例如 $T=\{a,b,c,d\}$,则命题$(a\vee c)\wedge\overline{b}\wedge\overline{d}$ 可用集合$\{a,c\}$来表示。2^T 上的概率分布可以用基本概率赋值函数来表示,也可以用信任函数 bel 和似然函数 pls 来表示:

$$\mathrm{bel}(B)=\sum_{A\subset B}m(A)$$

$$\mathrm{pls}(B)=\sum_{A\cap B\neq\Phi}m(A) \tag{4-28}$$

信任函数和似然函数即 Dempster 所说的上限概率和下限概率。因此,信任区间 $[\mathrm{bel}(B),\ \mathrm{pls}(B)]$就是 B 的概率变化范围。

D-S 证据理论最吸引人的地方是它能够很好地表示缺乏信息的程度。当 D-S 理论把一个信任值赋给一个子集的同时并不要求把剩余的信任值付给子集的补,即 $\mathrm{bel}(B)+\mathrm{bel}(\overline{B})\leq 1$,而 $1-\mathrm{bel}(B)-\mathrm{bel}(\overline{B})\geq 0$ 就表示了无知的程度,见图 4-23。

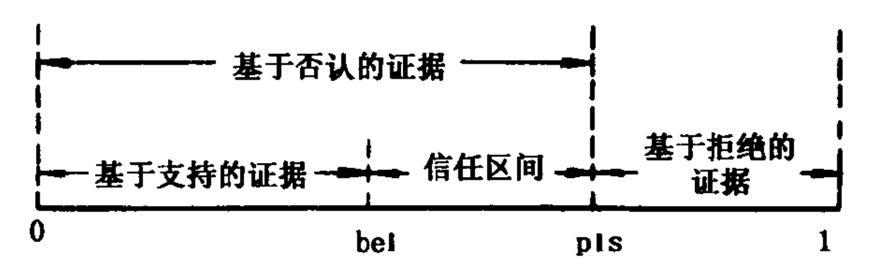


图 4-23 证据区间和不确定性

如果 m_1 和 m_2 是由两个独立的证据源导出的基本概率赋值函数,则 Dempster 组合规则可以计算这两个证据共同作用产生的基本概率赋值函数:

$$m_1\oplus m_2(C)=\frac{\sum\limits_{A_i\cap B_j=C}m_1(A_i)m_2(B_j)}{1-\sum\limits_{A_i\cap B_j=\Phi}m_1(A_i)m_2(B_j)} \tag{4-29}$$

作为一种重要的不精确推理理论,D-S理论在多传感器数据融合中有着广泛的应用前景。D-S证据理论在多传感器数据融合中的基本应用过程如图4-24所示。其步骤为:

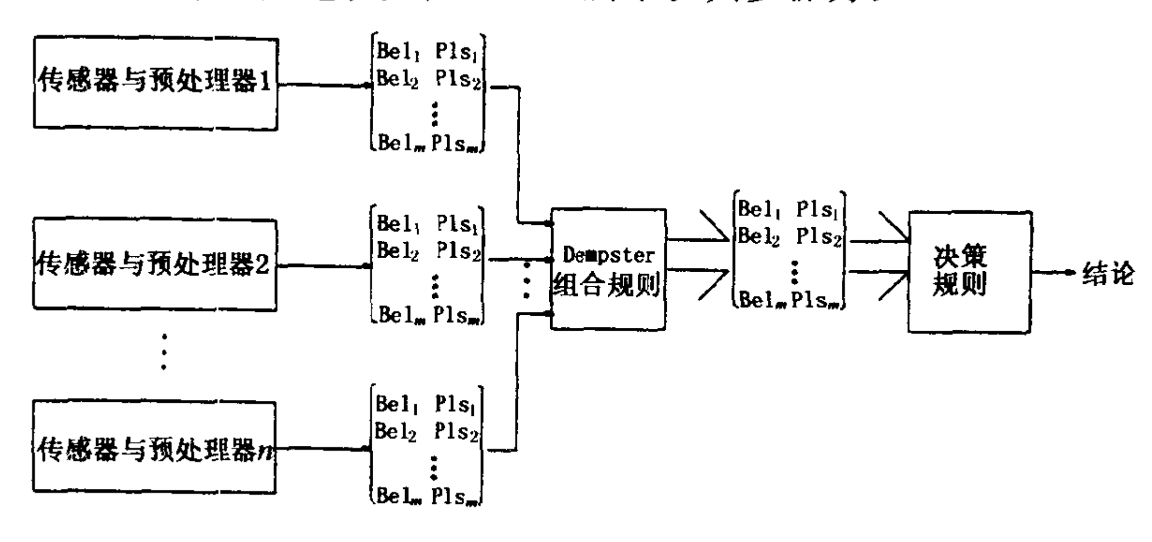


图4-24 D-S理论在数据融合中的应用

(1)分别计算各个证据基本概率赋值函数 m_i,信任函数 Bel_i 和似然函数 Pls_i;

(2)利用Dempster组合规则,得到所有证据联合作用下的基本概率赋值函数、信任函数和似然函数;

(3)利用一定的决策规则,选择联合证据下支持度最大的假设。

尽管D-S理论有一些很好的性质,但同时也存在一些缺陷,引起一些争论。争论的关键集中在:D-S证据理论不像贝叶斯理论那样具有比较严格完善的数学基础;证据理论的核心部分Dempster的证据组合规则也存在一些缺陷,如组合规则的正则化过程可能会掩盖证据本身存在的冲突性;组合规则所要求的证据独立性条件限制了证据理论的使用范围等。

4.8.3.2 基于信息论的数据融合方法

有时对于多传感器数据的处理并不完全考虑观测数据的随机形式,而是依赖于观测参数与目标说明之间的变换或映射关系,这类数据处理方法可以被称为是基于信息论的数据融合方法,包括

聚类分析法、自适应神经网络等。

1. 聚类分析理论　聚类分析曾被认为是目标分类中应用上有吸引力的方法，特别是在模式类的数目不是精确知道的情形下。各种各样的相似性和距离度量已被提出来作为数据样本的聚类准则。为了聚类曾经提出了分级和不分级两种策略。常常需要用启发式或者交互式的方式来选择某些聚类的参数，诸如相似性度量和阈值，把类分开或合并的准则等，近来又提出采用适应性距离的聚类算法，即在聚类过程中，根据已经观测到的聚类结构，把所用的相似性度量加以改变。聚类分析的理论基础包括：型估、最小均方的优化、最近邻的信息、图论以及组合优化等。

聚类的寻找或者简单的一个聚类程序是决定描述一个经验数据集的结构类型的一种非参数方法。在某种意义上，相似的数据被集中在一起，从数据集中分离出来。包含在特征空间中的一个模式集中，其模式的密度比起周围区域中模式的密度大，经常就称为一个聚类。已经提出来许多寻找聚类的方法。一般说来，聚类分析的过程可以用下述步骤来加以描述，如图 4-25 所示。

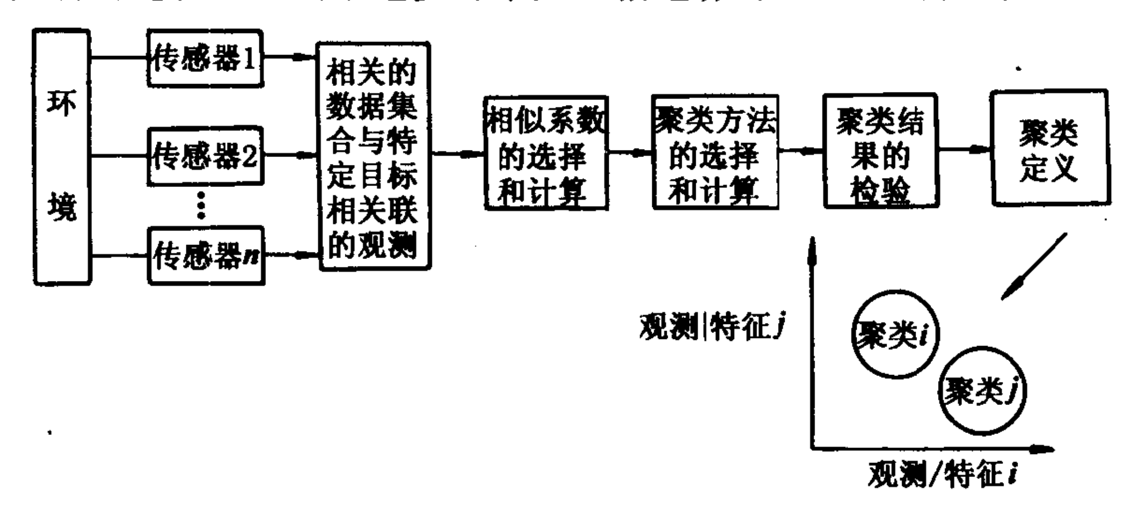


图 4-25　聚类分析在数据融合中的应用

(1)选择一些样本数据，定义特征变量集合以表征样本中实体；

(2)用一个适当的相似性准则把数据集加以划分，通常用一个

预先规定的相似性度量与一个或若干阈值加以比较的办法，把认为相类似的模式分在同一类中；

(3)检验划分成的类是否有意义，即是否各模式的子集很不相同(例如，根据聚类之间的距离或者相关性)，如果不是，那么把并非很不同的子集合并；

(4)反复地把产生的子集加以划分，每一步如同(2)那样进行检验，直到再没有进一步的细分结果，或者直到满足其它的某种停止准则为止。至于停止准则，可以是建立起来的聚合类的数目已满足关于类的总数的一种先验信息，或者是计算时间的限制以及达到限定的数据存储。

当给定一种相似性度量、差别的检验以及停止的规则后，就由一般的程序得到一种特别的聚类程序。令 X_i 和 X_j 是两个给定样本，它们的分量分别为 $X_{i1},\cdots,X_{in}$ 及 $X_{j1},\cdots,X_{jn}$，几种常用的相似性度量列举如下：

点积

$$X_i \cdot X_j = |X_i| \cdot |X_j| \cdot \cos(X_i, X_j)$$

相似性比

$$S(X_i, X_j) = \frac{X_i \cdot X_j}{X_i \cdot X_i + X_j \cdot X_j - X_i \cdot X_j}$$

加权的欧几里德距离

$$d(X_i, X_j) = \sum_{k=1}^{n} W_k (X_{ik} - X_{jk})^2$$

不加权的欧几里德距离

$$d(X_i, X_j) = \sum_{k=1}^{n} (X_{ik} - X_{jk})^2$$

布尔“与”运算(或加权布尔“与”运算)

$$\sum_{k=1}^{n} X_{ik} \cap X_{jk}$$

规范化的相关系数

$$\frac{X_i \cdot X_j}{\sqrt{(X_i \cdot X_i)(X_j \cdot X_j)}} \qquad \text{其中 } X_i \cdot X_j = \sum_{k=1}^{n} X_{ik} \cdot X_{jk}$$

聚类分析为探索新的数据关系提供了一个很有价值的工具，它主要用作目标的识别与分类。然而，由于聚类算法的启发性质，它们的应用具有很大的主观倾向性。一般来说，相似性度量的定义、聚类算法的选择、数据的排列方式(在某些时候)甚至输入数据的次序都可能在实际应用过程中影响所得到的聚类。

2. 人工神经网络　人工神经网络模型或自适应神经元系统试图仿效生物系统的信息处理方法。它通过许多相互紧密连结的多层简单计算单元组成的网络而实现其功能。这些处理单元或节点可以用各种方法互联，一般地说，神经网络结构包含以下三个要素：

(1)网络拓扑结构——描述了网络中各单元与其它单元的连结方式。

(2)单元特性——定义了将各种输入合并为一个总体输入值的函数以及将该总体输入值映射到某一输出的函数。

(3)学习/自适应规则——给出了一组初始加权集以及在使用过程中如何改变加权值来提高性能的方法。

图 4-26 表示了一个三层神经网络结构，每层有四个处理单元，数据向量在网络的左边输入，这个神经网络实现一个非线性变换，在网络的右边得到一个输出向量。神经网络的每一个节点处理过程是：每个节点从上一层最多 N 个节点接收输入信息，这些输入 $x_0, x_1, \cdots, x_N$ 由处理单元进行综合，以产生一个输出 Y，作为该网络的下一层节点的输入信息。综合 x_i 以产生 Y 是利用一个加权的非线性函数来实现的，即 $Y = f(\sum_{i=0}^{N} W_i x_i - \theta)$，其中 W_i 是权值，函数 f 可以假设是各种形式的阶梯函数或曲线函数。

神经网络法以其特有的并行结构和学习方式，提供了一种完

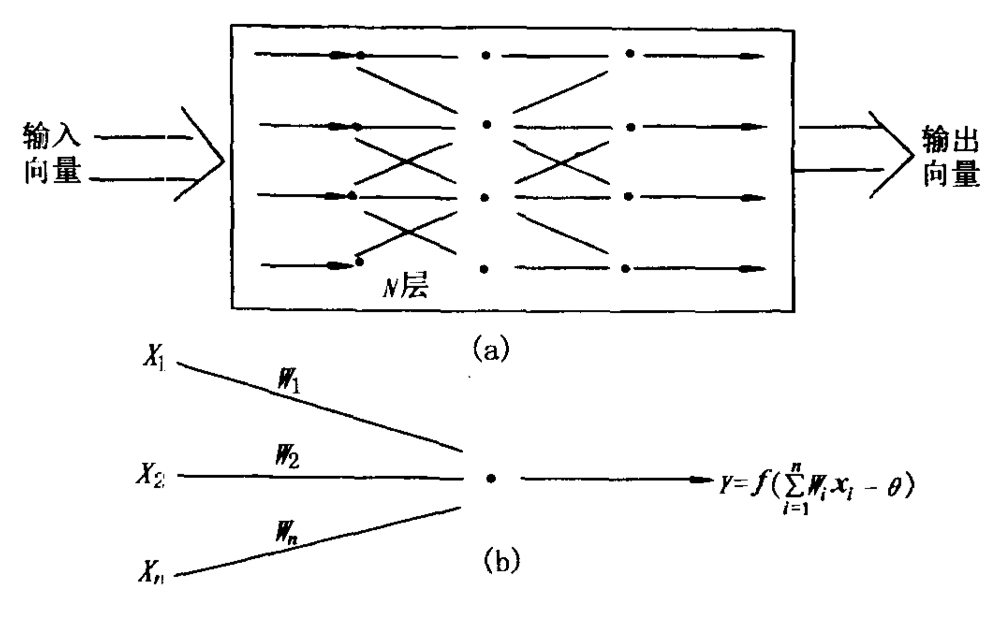


图 4-26 人工神经网络模型

全不同于传统的基于统计基础的数据融合理论。许多例子表明，基于神经网络理论的数据融合方法优于传统的聚类分析的融合方法，特别是当输入数据带有噪声和数据不完整时。然而，基于神经网络理论的数据融合算法从网络的设计到算法规则的确定都还有许多基础工作要做。如

(1)按什么标准来选择网络模型，如何选择网络模型的层数和节点数目等。在形式上描述神经网络时，可能要涉及许多变量，如网络的层数，每层的节点数，各节点的内部关联性以及非线性加权函数的选择等。

(2)一个神经网络能够靠自适应或经训练而提高整体性能是通过系统地调整 Y 的等式中的权 W_i 进行的。权的调整通常是由使用样本或训练数据来实现的，这就存在一个使用何种训练策略的问题。

(3)如何考虑神经网络与传统分类策略的关系问题。

4.8.3.3 基于人工智能技术的数据融合方法

人工智能(AI)技术是一个综合性的术语，它包括可单独或者一起使用的多种技术。从某种意义上说，数据融合领域与 AI 具

有相似的特性，由于两者的领域都比较广，所以它们彼此交叉，界限并不清晰。

在AI技术中，有力地支撑数据融合应用的部分是知识库和符号推理能力。数据融合系统不仅要处理各种数值数据，而且还要大量的反映数值数据之间的关系、含义的抽象数据（如符号），因此数据融合通常要采用推断及推理技术，而借助于各种AI技术中的符号处理功能就可以获得这种推断和推理能力。

在AI中，一个符号可以定义为一种物理模式，它是与某些物理方法有关的大量符号组成的符号结构的一部分，可以这样认为，符号是一串字符，符号结构则是包含符号的列表结构，谓词演算是一种形式语言，它用于对这样的符号结构进行操作，并通过这些操作导出推理。这样，在某种限制条件、人类逻辑推断以及计算机推断的范围内，开发出的形式方法已经能够灵活地使用符号来表示知识操作并进行各种模拟活动。人工智能技术用于解决数据融合问题的主要应用有：

a.专家系统或知识库系统；

b.自然语言处理（支持报文系统的数据融合）；

c.规划（如计划识别）；

d.自学习（对超过限制条件的极端行为的适应性）；

e.智能辅助（如辅助决策、报警等）。

在系统设计中要解决的关键问题主要是搜索技术（如搜索最优解）和知识表示技术，但是这些技术对于各种具体的融合应用背景来说并不是现成的，要想严格规定或者描述每一种人工智能技术如何用于数据融合问题是很困难甚至是不可能的。

当多传感器数据融合系统用于目标跟踪、定位时（即一级融合），数据处理的目标非常明确（如获得最优的位值估计），对于这样一些明确的目标我们可以采用相应精确的解法，比如带有具体目标函数的最优化方法。但是，当数据融合处理的目的是对系统运行的态势和威胁进行估计时（即二、三级融合），处理的具体目标

就不太明确，它要涉及到许多可能的因素并且依赖于上下文关系的解释，无法用一种数学模型来准确地描述。因此求解策略很大程度上是一种创造性的工作，要想给出一个通用的正确方法是困难的。

采用人工智能技术的数据融合系统具有如下优点：

a.能模拟专业分析人员的行为；

b.使用符号表示、符号推理、启发式搜索；

c.使用解释特性；

d.归档保存专业知识；

e.具有间接训练功能。

人工智能技术应用于数据融合系统具有如下缺点：

a.构成困难复杂(专家系统程序、知识工程)；

b.常常需要专门的计算设备；

c.需要专门的开发人员；

d.难于达到接近实时的性能；

e.不确定性表示方法需要复杂的管理技术。

4.9 信息融合系统的结构

就一个具体的数据融合系统而言，我们可以从以下三个方面来描述其特征，即

(1)数据融合的层次——每个层次表示不同的数据抽象级别。

(2)数据融合系统的核心处理功能——基本的融合处理功能有：数据检测、关联、相关、估计和分类等。

(3)数据融合的结果——与融合系统的应用背景有关。

数据融合系统本质上是一种信息处理方法。任何一种信息随着对其加工程度的不同有其特定的抽象层次；同时，在各种数据融合系统的应用中，由于应用目的的不同，融合所处理的输入数据、

融合处理前对数据预处理的程度等均不同,从而形成了高、中、低不同的抽象层次(如图 4-27 所示)。

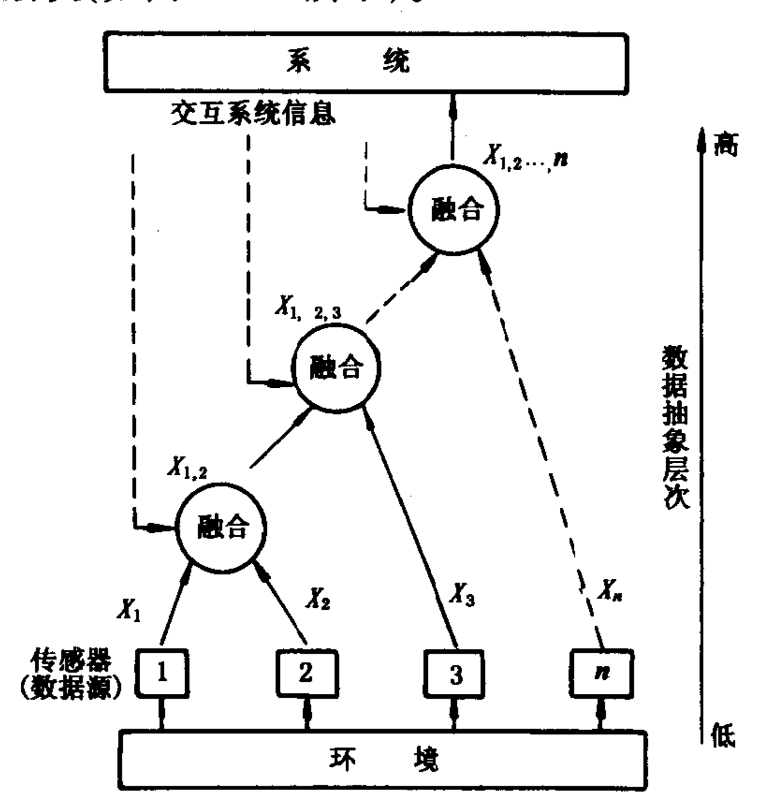


图 4-27　不同层次的数据融合

低层(象素级)融合,是在对原始传感数据未经或经过很少处理的基础上进行的,它的主要优点是能够提高其它层次上的融合所不具有的细节信息,同时它具有很大的局限性。首先,由于它所要处理的传感数据量最大,所以相对其它层次的融合处理代价较高;其次,由于融合是在信息表示的最低层进行的,处理的对象是原始传感数据,而不是本质特征信息,因此受环境因素的影响较大(如照明条件),即融合数据的稳定性较差,要在其基础上通过融合获得稳定一致的综合信息比较困难;再次,对于成像数据的融合,一般要求各传感器数据之间具有像素级的配准关系,否则在融合处理之前,必须进行匹配处理,这就大大增加了处理代价。另外,用于低层融合的数据一般要求来自于同质传感器(数据源),这样

就极大地限制了低层数据融合的应用范围。

中层数据融合又称作特征级数据融合，是指从各传感器(数据源)提供的原始传感数据中提取一组特征数据。例如边缘、方向等，并且在对目标进行分类与解释之前，对各组特征信息进行融合，并将融合后获得的融合特征信息送往更高一层的决策处理过程。该层次的数据融合是象素级融合与更高一级的决策级融合的折中形式，兼容了两者的优缺点，具有较大的灵活性，因此具有较广泛的应用范围。

高层数据融合又称为决策级数据融合，是指对来自各种传感器(数据源)的传感数据，通过各自独立的预处理，并对目标属性进行独立的分类决策，然后对各自独立得到的分类决策结果进行融合，从而得到整体一致的分类决策结果。该层次的数据融合具有较好的容错性，即当某一传感器(数据源)及其预处理过程出现错误时，通过适当的融合处理，系统能够克服由单一传感器(数据源)所引起的错误，获得正确的决策估计；另外，高层数据融合所使用的融合数据相对来说具有最高的抽象层次，反映的是决策对象的本质特征，对原始的传感数据一般没有特殊的要求。因此，使用该层次的数据融合，提供原始数据的各传感器(数据源)可以是异质传感器(数据源)，适应范围非常广泛。当然这也会带来一些副作用，由于在该层次的融合之前，首先要对各传感数据(数据源数据)进行独立的预处理，以获得各自独立的决策结果，因此预处理花费较大。

从图 4－27 中可以看出，对于一般的数据融合过程，随着融合层次的提高，融合所使用的数据的抽象性越高，对各传感器(数据源)的同质性要求也就越低，对数据表示的统一性要求越高，数据转换量也越大，同时，系统的容错性增强；而随着容错层次的下降，融合时的数据所保存的细节信息就越多，但融合数据的处理量增大，另外，对融合使用的各数据间的配准性要求增强，并且融合使用的具体方法对传感器(数据源)及传感数据特点的依赖性增大，

不易给出数据融合的一般性方法。因此，在构成一个数据融合系统时，必须根据各层数据融合的特点，以及具体应用的目的及原始数据的特点，折中选择适当的数据融合层次及融合方法，构成有效的数据融合系统。

根据数据融合的分层处理概念，可以把数据融合的结果分为三级：

a.一级——融合的位值和任务(对方)估计；

b.二级——对自己和任务(对方)的状况(态势)估计；

c.三级——对方威胁估计(如果有的话)

这里所述的“级”的概念，实质上是一种对整体处理数据流的人为逻辑分割。该模型强调信息“产品”，即注重于融合过程中的不同功能步骤及其处理结果，而不是处理过程的计算结构；同时，该模型也强调融合处理过程的推理层次。随着推理层次的提高，融合处理结果的抽象层次也随之提高，这充分反映了数据融合的层次特点；另外，该模型各级的处理特性各不相同，在第一级上的处理主要是以数值计算为主，而在第二、三级处理中，则主要采用符号推理的方法来描述更高层次的知识抽象与推理。

表 4-3　传感信息融合的分类

分类	意义	两个传感器(*A*、*B*)之间的关系	处理的目的
组合	将两种或多种传感器组合起来	[A｜B] ← A, B　互补和附加处理。相互关系不考虑或完全独立	测量范围的简单扩展等等
综合	产生控制	[f(A,B)] ← A, B　建立用于计算的函数 f	提高精度和可靠性，获得明确信息故障诊断等

续表

分类	意义	两个传感器(A、B)之间的关系	处理的目的
融合	产生紧密结合的形式	C A B 协同式或竞争式处理,从相互关系中提取信息	双目融合、视觉、感觉融合(识别物体和空间)等
相关	构成相关	A B A-B A B 相关处理,提取相互关系	预测、学习、记忆、建立模型、异常功能的检测等等

在实践中,传感器的种类和处理层次是不同的。通常将系统分成四种形式:组合(多传感器)、综合、融合和相关。表 4-3 给出了这四种基本方式和它们的定义。在实践中,可以根据任务需要,将这几种方式组合起来,以产生其它方式。

(1)组合(多传感器)——“组合”是由组合成平行或互补方式的多个传感器的多组数获得输出的一种处理方法。这是一种非常基本的方式,涉及的问题有输出方式的协调、综合以及选择传感器。它通常主要应用在硬件这一级上。典型的例子有,使用视觉探测器探测到物体的方位,在用激光测距机以便正确地测量物体的距离,之后,在视频上同时显示出距离参数。

(2)综合——是信息处理中的一种获得明确信息的有效方法。典型的例子是使用两个分开设置的摄像机同时拍摄到一个物体的不同侧面的两幅图像,综合这两幅图像可以复原出一个有立体感的物体的图像。

(3)融合——当将传感器数据组之间进行相关,或将传感器数据与系统内部的知识模型进行相关,产生感觉识别的一个新的表达时,这种处理称为“融合”。这里所说的融合处理的定义是狭义

的，其典型实例是双目融合和视觉-感觉融合。这类融合可用于物体识别和空间识别，但是在定义形式中很少描述融合的计算结构。

(4)相关——通过处理传感器信息来获得某些结果，不仅需要单项信息处理，而且需要通过“相关”来进行处理，以便获悉传感器数据组之间的关系。“相关”处理的主要目的是识别物体，甚至还可以用来进行预测、学习和记忆等。如果通过相关处理与预测和记忆不一致，就认为是反常的。

多传感系统信息融合可以提高一个具有模型各异传感器系统的性能，减少系统中单个传感器的探测信息损失。图4-28(a)、(b)分别表示串联和并联传感器信息融合方案。其中，$C_1, \cdots, C_n$ 表示各传感器，$S_1, \cdots, S_n$ 表示来自各个传感器的数据，$Y_1, \cdots, Y_n$ 表示融合中心。

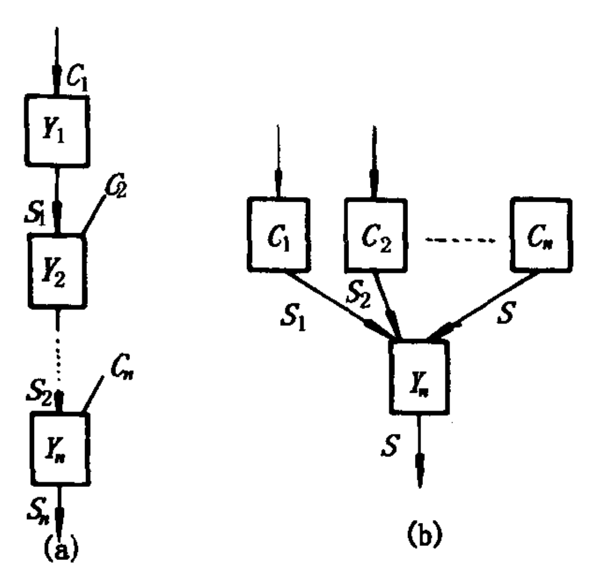


图4-28　串联、并联传感器信息融合

传感器串联融合的性能及融合效果很好。以用于决策融合的 N 个传感器的串联结构形式为例(图4-28)，在第 $J-1$ 级，传感器将关于某种假定所做的判断送到融合中心 Y_{j-1}，该融合中心将这些判断综合成为一种判断，然后传送给第 J 级 Y_j，该级包括其它传感器。将第 J 级的传感器的观测值与第 $J-1$ 级融合中心的判断结果组合起来传送到下一级融合中心，以检测同样的假定。这个过程继续进行下去，直到所做的判定达到某个给定的可信度为止。与并联方案不同，串联结构方式不需要在融合之前接收来自所有传感器的信息。因此，串联融合方案比并联融合方案要快。串联融合的缺点是它对线路的故障非常敏感。若串联方案

的传感器信息融合的顺序是固定死的,中间一个传感器发生了故障,没有信息传来,整个融合都将停止。

并联融合方案只有当接收到来自所有传感器的信息后才对信息进行融合。如果并联方案接收到一个传感器的信息就进行一次融合,而不管是哪个传感器,那么并联方案就不比串联方案慢了。

4.9.1 数据融合的一般模型

图 4-29 是数据融合系统的一个一般模型,在该模型中,数据信息分为四个空间:世界空间 W、测量空间 M、预融合测量空间 $\widetilde{M}$ 和目标空间 O;连结这四个空间的则是不同的数据获取及处理过程,并且将这些过程看作为数据的映射过程。其中,映射 S 从世界空间 W 获取原始的观测数据。由于世界空间 W 可以广义地理解为所要认识的对象,因此映射 S 可以理解为一般的传感器,也可以理解为任何一种获得认识对象信息的数据获取机制,而测量空间 M 中所包含的则是关于认识对象的原始数据,这些数据可以是一幅所观察物体的图像,也可以是观测对象的一个描述或者是识别结果,这取决于具体的数据融合的应用范围与目的。一般地,映射 S 是一对多或者是多对一的映射。

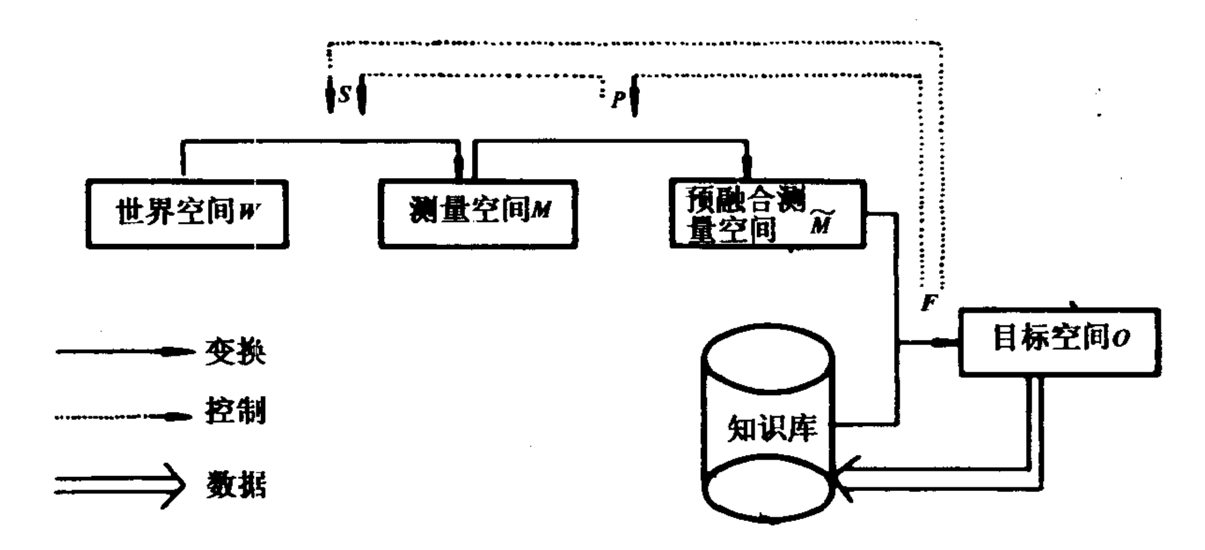


图 4-29 数据融合一般模型

映射 P 表示对各原始传感器(数据源)的数据所进行的独立的预处理,经过这些预处理,将被认识对象的观测数据映射到预融合测量空间,从而获得进行数据融合的输入数据。值得注意的是,映射 P 根据整个融合系统的融合层次的不同,其所对应的预处理的难易程度可以有很大的不同。例如,在用于目标识别与分类的融合系统中,对于最低层的象素级数据融合,映射 P 可以看作为从测量空间 M 到预融合测量空间 $\widetilde{M}$ 的一一映射,即对原始数据几乎不作处理或不处理,就直接将其作为后继融合处理的输入;而在使用特征级数据融合时,映射 P 所对应的预处理则是一些特征提取的过程,例如滤波、边缘检测和坐标系转换等;若进行的是决策级数据融合,则映射 P 对应的预处理不仅包含前面所述的特征提取过程,而且还包括根据各传感器(数据源)所获得的特征对目标进行分类与识别及其对应的可信度的计算过程。在预融合测量空间 $\widetilde{M}$ 中,各数据的组织还是相对于各数据源的,还没有进行融合处理。

映射 F 表示数据融合的过程,它的输入包含两种:由传感器(数据源)获得的直接数据与由知识库提供的间接数据;并且通过 F 把它们映射到目标空间 O。对于不同的融合系统以及不同的融合层次,融合过程所使用的直接与间接数据的相对密度和内容是不同的,同时所获得的目标空间中的融合数据也大不相同;例如,它可以是目标分类与识别的结果,也可以是战场态势与威胁估计。

另外,映射 F 和 P 不仅仅是简单的过程,它们可以对其前面的处理过程起控制的作用,从控制的角度讲,它们实质上起着闭环控制的作用。例如,P 对 S 的控制,当在处理一幅图像时,若图像中某块感兴趣区域太暗,则可以通过控制摄像机的灵敏度来加以修正;F 对 S 的控制,若融合处理的结果表明对某一关键区域的情况所知甚少,则可以控制摄像机摄取该区域的情况;F 对 P 的控制,若知道目标物体在图像中所在的大致区域,则对边缘检测有

很大的帮助。

图 4-30 说明了在上述数据融合过程中数据流动的大致情况。通过以上讨论,我们可以知道,在不同的数据融合应用中,所采取的融合方式及融合层次可以不同,它们表现为映射 P 的不同难易程度。

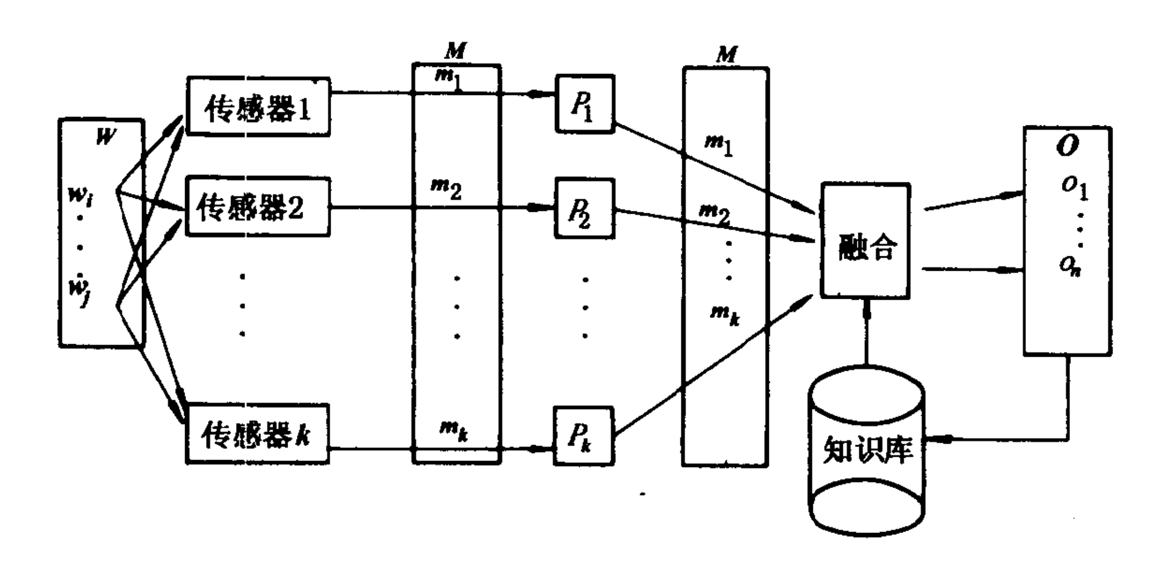


图 4-30 数据融合的数据流程

对于任何一个融合系统,根据其融合方式的不同,可以大致分为三类:集中式、自主式和混合式、如图 4-31 所示,任何一个数据融合系统的数据处理过程可以分为两大部分:

(1)决策处理部分,即整个处理的关键部分,只有通过该部分的处理才可以获得系统所需要的结果;

(2)前处理部分,该部分的处理只是为决策处理作准备,经过该部分的处理还不能获得系统所需要的目标结果。以上这两个部分在不同的系统中的划分是不同的,由系统的使用范围而定。如图 4-31(a)所示,在集中式数据融合方式中,所有的决策处理完全由融合中心来完成;在(b)中所示的自主式融合方式中,在数据进入融合中心之前,已经分别由各传感源所对应的处理设备进行了部分的预决策处理,得到了根据单独数据源进行独立决策的部分结果,并且将这些预决策结果送入融合中心作进一步处理;而在

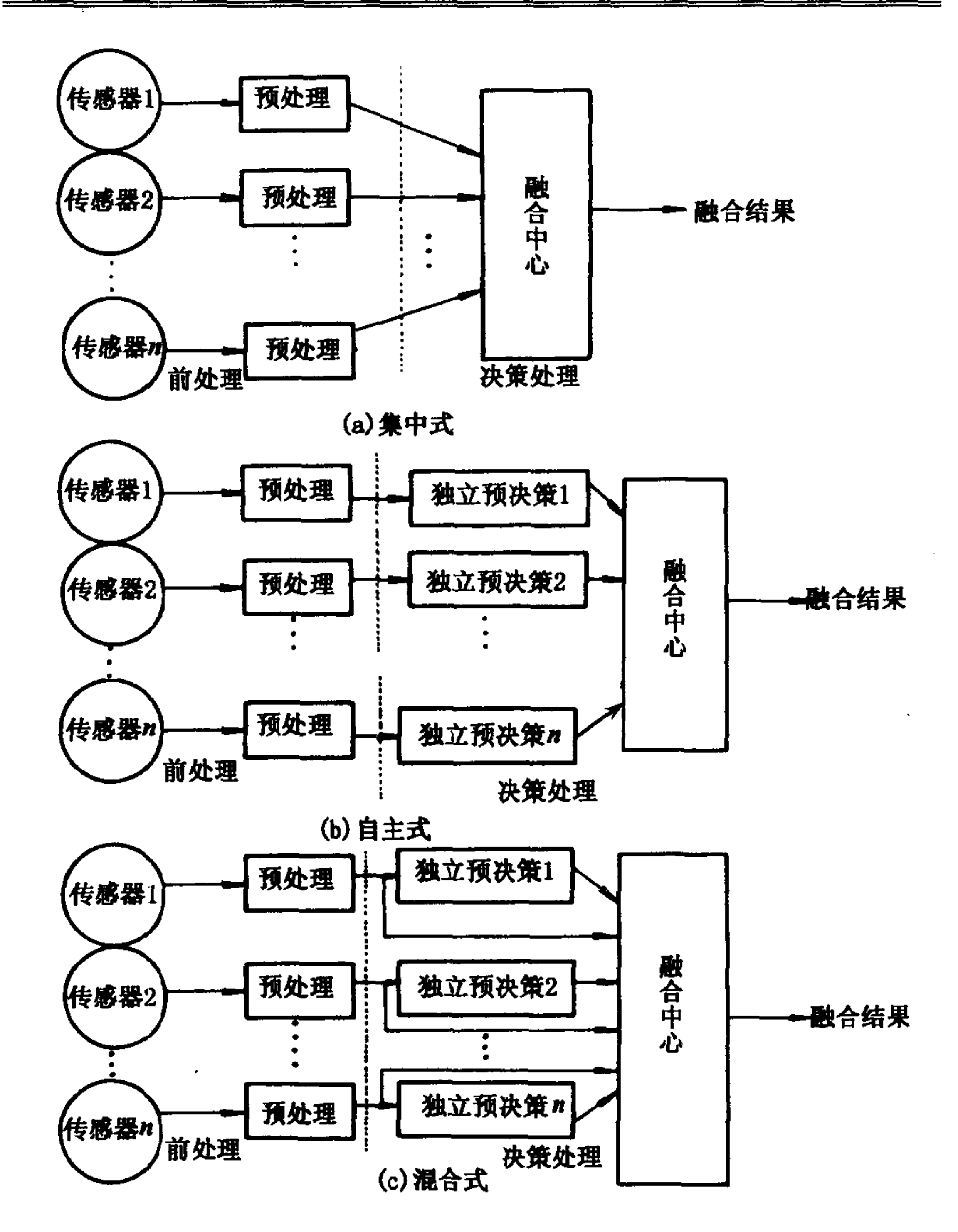


图 4-31　数据融合方式

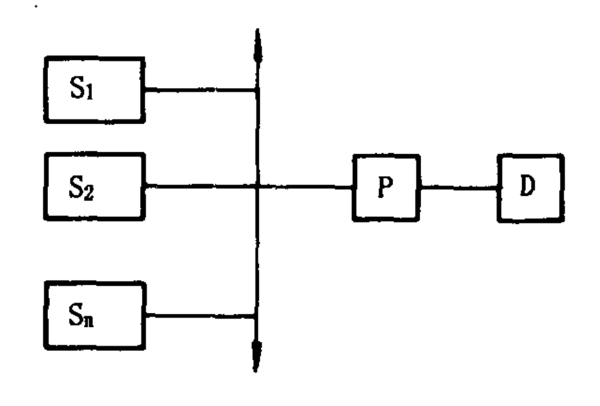
(c)所示的混合式融合方式中,混合使用了集中式和自主式方法,将前处理的结果和预决策的结果同时送入融合中心进行处理。该融合方式综合了集中式与自主式处理的优点,适用范围较大,但同时也增加了融合中心的处理与控制负担。

4.9.2 数据融合实时性能的实现

多传感器数据融合系统不仅仅是对组成系统的各单个传感器数据的简单组合或汇总,它需要根据融合系统的应用目的,明确各个模块(子系统)的处理功能,确定模块与模块之间,传感器与传感器之间以及传感器或模块与公用数据库之间的接口和通信方式,以及整个系统的控制策略。因此,一个数据融合系统的建立必然给设计者提出大量具体设计上的难题。特别是实时系统,因为它们以融合处理的每一阶段的不同处理时限为特征,并经常要并发地访问公用数据库,所以系统设计更为复杂。在一级处理中,传感器处理通常在几分之一秒内把原始采样测量值变成预处理检测报告;然后,处理检测到的目标数据。以传感器扫描速率(通常为秒级)完成数据关联或状态估计以及属性融合,并进行显示。在二、三级融合中,推理则是在较长的时间范围(秒、分,甚至在某些情况下是小时)内完成,在人工时限范围内,为辅助决策提供概略的估计。这些处理时限经常要求为每一处理过程均衡地分配确定的处理资源,以保证设计中不出现例如分配过高的资源才能满足传感器对人的决策处理的支持需求情况。这些有关资源的最有效分配问题在物理系统实现之前,需要一个功能性的、量化的模型规范。

图 4 - 32 列出了几种可能的高层数据融合体系结构,它把传感器处理功能、关联 - 跟踪、属性合并、传感器管理和态势估计等功能以不同的方式分配给物理处理器,其中。最简单的系统是把所有功能分配给一个单一中心处理器,另外还可以把功能分配给不同的处理单元以处理增加的计算负荷、引入功能冗余增加可靠性等。当然,这将产生额外的复杂性。

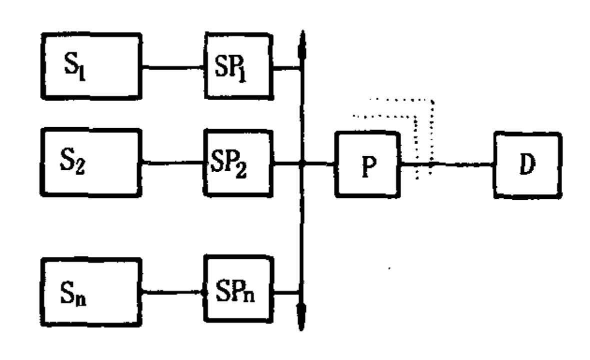
多传感器处理算法的固有特性使许多被选的数据融合方法能够采用并行处理方式。功能并行性主要表现在数据融合处理的如下几个方面:



集中式融合处理

·传感器(S)向中心处理器(P)提供报告级数据

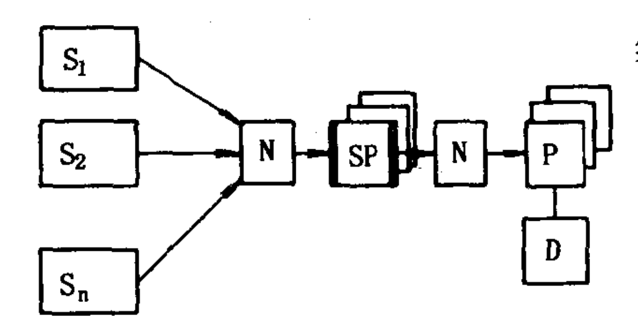
·所有融合处理由单处理器(P)完成,并将结果送交显示器(D)显示



自主式融合处理

·在传感器处理器(SP)上完成传感器级跟踪和预处理

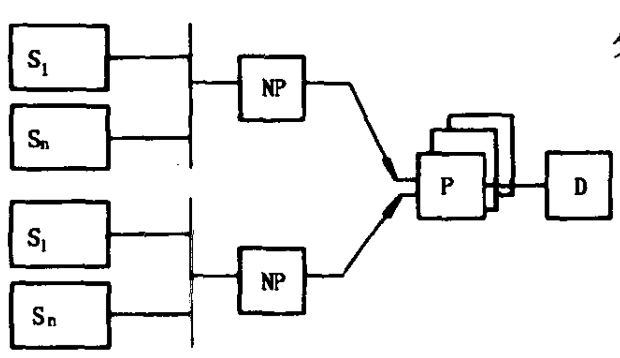
·在单(或多)处理器(P)上完成所有级的融合处理



集成式

·交换网络(N)允许在所有传感器(S)间切换传感器处理器(SP),以分配负载、提供冗余

·多处理器(P)完成所有级的融合处理,可在处理器间分割各级处理



分布式

·传感器节点($S_1,\cdots,S_n$)物理上是分布的,每一节点有一个本地的中心处理器(NP)以完成本地数据融合(在一级中)

·每一节点处理器(NP)将信息送往一个全局处理器(P),完成一级关联和二、三级处理

图 4-32　一、二、三级融合功能对处理器的分配

(1)多传感器并行接收数据报告并对数据进行预处理;

(2)并行进行报告的关联;

(3)多关联的计算和假设辨识;

(4)在基于知识推理的态势估计中,并行搜索可能的数据解释。

引入并行处理的数据融合系统中,至少可以在以下两级采用功能并行机制:

(1)系统级功能并行机制——在数据关联和组合前,由于使用并行的传感器预处理,许多数据融合系统的最高层的功能结构必然是并行的。

(2)算法级功能并行机制——在实现具体功能时,需要把具体的数据融合功能分解成并行的、独立的算法,以使物理上并行的处理器有效地运行,目前大量的并行机构给融合功能的分解提供了广阔的选择范围,表4-3说明了各种并行结构的主要特点和可选的设计方法及性质,它们大多能用于融合功能并行算法的分解或实现,并且包含了以下几个具体的含义:

表4-3 数据融合的并行处理方法与要求

特征	可选方法	方法描述	对数据融合处理的要求
逻辑结构	纵向的(主—从)	在任何时候,由某个独立单元作为主单元,以协调其他单元间的通信与操作	当传感器数据采集以同步方式进行,或者融合是目标驱动的时候可以采用该方法,该方法对所有处理采用统一控制
	横向的	当由多作业完成的传感器驱动处理需要并行异步输入、关联和合并操作时,可采用该方法	当由多作业完成的传感器驱动处理需要并行异步输入、关联和合并操作时,可采用该方法

续表

特征	可选方法	方法描述	对数据融合处理的要求
处理器间通信	中央存储器公共存储总线结构	内存是所有报文和数据交换的焦点，分布的单元之间借助于可变拓扑结构的报文链进行通信	许多功能需要依靠公共数据库（态势、目标属性数据、地形数据等），而数据库的大小、更新速率和可访问性受处理器间通信的影响
互连拓扑结构	公用总线 星形 超立方体 完全互连	有一根与所有单元连通的开放通路； 所有单元都连到一个中心单元上； 所有单元连接在一个 N－立方体结构中 所有单元间 $N \times N$ 矩阵互连	处理器间以及传感器的互连影响： ·用于提高可靠性的功能冗余； ·被分割操作间的数据交换效率。

a．纵向结构仅适用于同步的、同类源的系统，其中对所有传感器或并行多目标作业系统，以同步方式完成传感器处理功能；

b．处理器之间通信结构的选择主要取决于多进程间对公共数据库使用的程度。当把数据从一个单元传送到另一个单元（如传感器－预处理器、预处理器－传感器跟踪器、传感器跟踪器－中心处理器通路），并以最少的次数访问公共数据库时，独立单元的总线是有效的；

c．传感器处理器和数据处理器间的互连拓扑结构影响系统功能的冗余度：即在处理器或路径出现故障时，为维持操作，传感器－处理器或处理器－处理器之间的路径可以进行灵活的重新选择；同时，互连拓扑结构也影响并行算法所涉及的各单元间数据传输的效率。

在许多构想的结构中，人们已经开发出许多重要的并行体系结构，并且由于大规模集成技术和相应的软件开发工具的应用，使得这些并行结构具有较高的性能价格比，因此，可以预计，它们将在数据融合中得到广泛的应用。单或多指令和数据流提供了四种

物理体系结构,分别表征为单指令单数据流(SISD)、多指令单数据流(MISD)、单指令多数据流(SIMD)和多指令多数据流(MIMD)处理器。下面描述几种最常用的并行结构以及它们在逻辑的、算法的、符号的数据融合功能中最有效的应用。

(1)SISD 和 MISD 流水线处理器——可以构造 SISD 处理器,以使指令重迭执行,从而获得时间并行机制。在传感器预处理器内所需要的高度重复、简单的信号处理功能(如 FFT 活动目标探测器、局部图像滤波器),可以通过流水线处理高速地完成。类似地,数据关联和属性合并的序列重复计算,也可以由流水线处理器加速实现。

(2)SIMD 处理器——由单指令流控制下的处理器阵列,可实现空间并行机制。阵列处理器十分适合多假设属性合并运算,这些运算常常对大型向量(如概率值向量)的所有元素进行相同的运算处理。一类特殊的 SIMD 阵列机使用目录寻址存储器以提供关联处理能力,即按目录而不是按存储器的地址快速地访问数据,而相关 SIMD 处理器适用于数据库查询操作,如模板匹配或航迹关联中的查询操作。同时,最近推出的高度互连机("细粒 SIMD")包含了大量紧密耦合的处理器,这些处理器允许并发运算,并直接进行数据交换。这样就可以采用每个节点对应一个假设的方法来分解问题,从而将其应用于多假设关联-跟踪处理中。

(3)MIMD 紧耦合多处理器——在处理器间具有高度交互的 MIMD 机被称为紧耦合的。数据流和脉动阵列处理器就是这样的机器,它们和前面称为细粒 SIMD 机器一样,可以十分有效地用在基于知识推理的符号处理中。

(4)MIMD 松耦合多处理器——松耦合 MIMD 机具有处理器间的低度交互,而且能当作一个互联的、相对独立的 SISD 处理器集合,这些处理器共享公用存储器空间。这是多处理器系统最常见的形式,其中,把易于分割的功能分配给独立的处理器。不同的是该结构可能在其自己结构内松耦合各种类型的处理器(例如用

于传感器管理的 SISD 处理器、用于属性合并的 SIMD 处理器和用于态势估计的 MIMD 处理器)。

目前,许多具体的数据融合功能可以通过神经网络的方法有效地完成,这里我们讲一下应用于数据融合的连接体系结构。这里所说的连接体系结构正是具有下列性质的神经网络,也正是由于这些性质把它们和常规的序列或并行运行算法处理区分开来。

第一,不是被分解或分配给节点的算法,而是节点(处理器)间的互联拓扑结构和节点特性完全确定了系统的性能;

第二,除了输入和向与其唯一连结的节点的输出之外,每个节点的运算都独立于其它任何节点;

第三,所有节点内的处理是相同的、简单的、通过输入值的自适应加权、累加,以及对输入值的阈值限定,以产生多输出。

图 4 - 33 表示了一个通用的由 4 个节点或处理元素组成的神经网络结构。其中,正向反馈层是充分互联的(下层的每一节点接受来自上层所有节点的输入),并且,每一节点完成以下的处理功能:

$$Z_j = F_j(\sum_i y_i w_{ji} - \theta_j)$$

其中,Z_j 为节点 j 的标量总输出;F_j 为节点 j 相对下层的输出函数;y_i 为节点 i 的标量输出,该节点的状态;w_{ji}从节点 i 到 j 的输入的权值;θ_j 为阈值,在该值以下,节点 j 对下层节点不提供输出。

这些节点能完成二进制的或连续值的运算,并可以包含线性或非线性输出函数。该模型说明了如何控制加权向量、阈值,并可以用输出函数来调整(或固定)系统输出;这就允许节点进行"学习",就像能够控制输出函数以对一个已知的输入获得一个指定的输出一样(监督学习)。通过对各种类型的输入(如一个统计集)的逐次适应,使得该网络动态地给出加权、阈值和输出函数,从而使它们对给定的输入模式提供所希望的输出模式。另外,如果把节

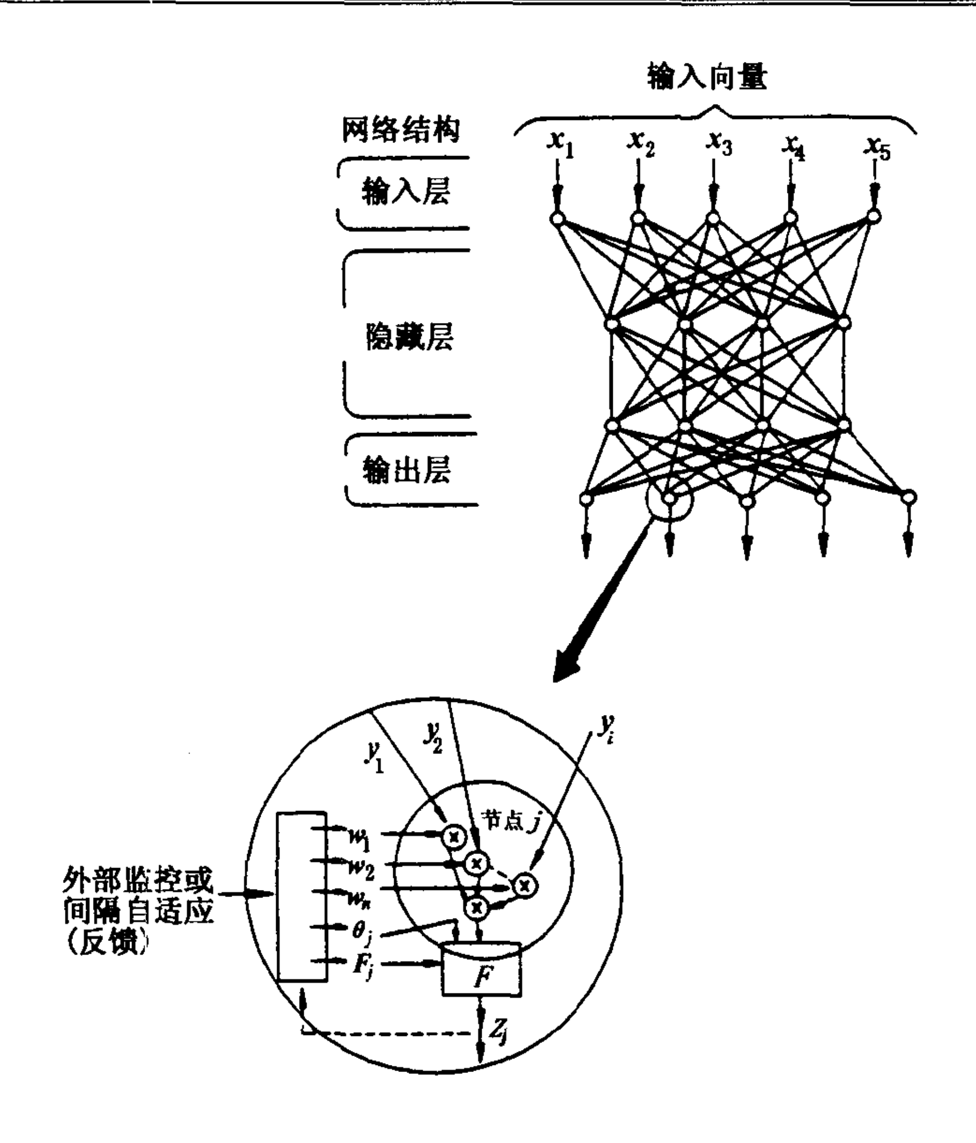


图 4-33 一般神经网络组织

点的控制连结成内部反馈，那么，该网络能实现自组织，成为无监督学习的网络。

在任何时候，网络的短期知识就存在于网内所有节点的当前状态中，通过学习获得的长期知识存储在网内所有节点的当前加权、阈值和输出函数中。因为一个零加权可以有效地把两个节点分开，所以通过加权可以改变网络结构。实际上，网络节点函数构造了输入模式的一个复杂表达式。虽然以上所述的概念十分简单，但是网络结构和节点函数的开发是十分复杂的，而且涉及广泛的课题。研究的焦点是开发有效的学习处理过程（网络函数和结

构),使网络为后继识别过程迅速建立精确的、具有鲁棒性的输入表达式。一般来说,连结体系结构非常适合于需要对复合的竞争假设进行潜在的开发分析数据融合问题,原因是这种结构形式具有对无参监控和非监控类的自适应性和鲁棒性。

第五章 仿生系统常用感知器与致动器

仿生系统感知器(传感器)分为内部感知器和外部感知器。所谓内部感知器是完成仿生系统运动所必需的那些传感器,如位置、速度传感器等,它们是构成系统不可缺少的基本元件;外部感知器取决于仿生系统所要完成的任务,对于需要与环境有接触的作业,如抓取、装配等就需要有力(腕力)传感器。对于需要在狭窄的空间作业,又不碰上其它运动物体,需要有接近觉传感器。常用的外部传感器有力觉传感器、触觉传感器、接近觉传感器、视觉传感器等。

5.1 仿生系统对感知器和致动器的要求

5.1.1 对感知器的要求

为了说明仿生系统对感知器的需要,我们把仿生系统与人类进行比较。人类有相当强的对外感受能力,尽管有时人的动作并不十分准确,但人可以依靠自己的感觉反馈来调整或补偿自己动作的误差,从而能够完成各种简单的或复杂的工作任务。由此可见,感觉能力能够补偿动作精度的不足。另一方面,人们的工作对象有时是很复杂的,比如,当人抓取一个物体时,尽管物体的大小和软硬程度通常不一样,但人能依靠自己的感觉能力用恰当的夹持力抓起这个物体,并且不会损坏它。因此,有感觉能力才能适应工作对象的复杂需要,才能有效地完成工作任务。过去,由于仿生系统(机器人)没有感觉能力,唯一的办法就是提高它的动作精度,

并限制工作对象不能很复杂。但是,动作精度的提高受各个方面的限制,不可能无限制地提高;工作对象有时也是很难加以限制。因此,要使仿生系统具有更好的任务适应性,使其具有感知能力是十分重要的。

仿生系统需要的最重要的感觉能力可分为以下几类:

(1)简单触觉:确定工作对象是否存在;

(2)复合触觉:确定工作对象是否存在以及它的尺寸和形状等;

(3)简单力觉:沿一个方向测量力;

(4)复合力觉:沿一个以上方向测量力;

(5)接近觉:工作对象的非接触探测等;

(6)简单视觉:孔、边、拐角等的检测;

(7)复合视觉:识别工作对象的形状等。

除了上述能力外,仿生系统(机器人)有时还需要具有温度、湿度、压力、滑动量、化学性质等感觉能力。

仿生系统对传感器的一般要求是:

(1)精度高、重复性好。传感器的精度往往直接影响仿生系统(机器人)的工作质量,机器人系统能否正常准确无误地工作取决于传感器的测量精度。

(2)稳定性好,可靠性高。机器人传感器的稳定性和可靠性是保证机器人能够长期稳定工作的必要条件。机器人经常是在无人照管的条件下代替人工进行操作,万一它在工作中出现故障,轻者影响工作的正常进行,重者造成严重的事故。

(3)抗干扰能力强。机器人传感器的工作环境往往比较恶劣,因此需要传感器能够承受强电磁干扰、强振动,并能够在一定的高温、高压、高污染环境下正常工作。

(4)质量轻、体积小,安装方便可靠。对于安装在机器人手臂等运动部件上的传感器,质量要轻,否则会加大运动部件的惯性,影响机器人的运动性能。对于工作空间受到某种限制的机器人,

对体积和安装方向的要求也是必不可少的。

(5)合理的价格。

从系统运动的角度来看,机器人控制需要采用传感器检测机器人的运动位置、速度和加速度。除了较简单的开环控制机器人以外,多数机器人都采用了位置传感器作为闭环控制中的反馈元件。机器人根据位置传感器反馈的位置信息,对机器人的运动误差进行补偿控制。不少机器人还装备速度传感器和加速度传感器。加速度传感器可以检测机器人的构件受到的惯性力,使控制系统能够补偿惯性力引起的变形误差。速度检测用于预测机器人的运动时间,计算和控制离心力引起的变形误差。

人类在工作时,总是利用自己的感觉反馈,控制使用肌肉力量不超过骨骼和肌腱的承受能力。同样,为使机器人在工作过程中,各个构件均不超过其受力极限,传统的方法是采用加大构件尺寸来避免其自身损坏。但如果采用力传感器来监测和控制各构件的受力情况,就能大大改善机器人的运动性能和工作能力,并减小构件尺寸和减少材料的消耗。

机器人自我保护的另一个问题是要防止机器人和周围物体的碰撞。这就要求采用各种触觉传感器。现在,有些机器人采用触觉导线加缓冲器的方法来防止碰撞的发生。一旦机器人的触觉导线和周围物体相接触,立刻向控制系统发出报警信号,在碰撞发生以前,使机器人停止运动。防止机器人和周围物体碰撞也可以采用接近觉传感器。

从保护机器人使用者的角度出发,来考虑机器人传感器的要求。在有人靠近时,可以暂时限制机器人的运动速度;在对机器人进行示教时,操作者需要站在机器人旁边和机器人一起工作,这时操作者必须按下安全开关,机器人才能工作。即使这样,还应当尽可能采取更有效的措施来保护操作者的安全,例如可以采用设置安全导线的办法来限制机器人不能超出特定的工作区域。另外,在任何情况下,都需要安排一定的传感器来检测机器人控制系统

是否工作正常,以防止由于控制系统失灵而造成的意外事故。

5.1.2　对致动器的要求

对机器人致动装置的一般要求如下:

(1)致动装置的质量要尽可能轻,单位质量的输出功率(即功率质量比)要高,效率也要高;

(2)反应速度要快,即要求力/质量比和力矩/转动惯量比要大;

(3)动作平滑、不产生冲击;

(4)控制尽可能灵活,位移偏差和速度偏差要小;

(5)安全可靠;

(6)操作和维护方便;

(7)对环境无污染,噪声小;

(8)价格合理,并尽量减少占地面积。

机器人常用的驱动方式主要有液压驱动、气压驱动和电气驱动三种基本类型。工业机器人出现的初期,由于其运动大多数采用曲柄机构和连杆机构等,所以大多使用液压与气压驱动方式。随着对作业要求的日益复杂化,以及作业高速度的要求,电气驱动所占比例越来越大。但在需要出力很大的场合或运动精度不高、有防爆要求的场合,液压、气压驱动仍能获得满意的应用效果。

5.2　运动传感器

5.2.1　位置传感器

位置检测和位移检测是机器人最基本的感觉要求,它可以通过多种传感器来实现。常用的机器人位置、位移传感器有电阻式位移传感器、电容式位移传感器、电感式位移传感器、光电式位移传感器、霍尔元件位移传感器、磁栅式位移传感器以及机械式位移

传感器等。下面分别介绍几种主要的位置位移传感器的工作原理、结构和性能特点。

1. 电位器式位移传感器　电位器是最常见的一种电阻式位移传感器,它由一个线绕电阻(或薄膜式电阻)和一个滑动触点组成。其中,滑动触点通过机械装置受被检测量的控制。当被检测的位置发生变化时,滑动触点也发生位移,改变了滑动触点与电阻器各端之间的电阻值和输出电压值,根据这种输出电压值的变化,可以检测出机器人各关节的位置和位移量。

电位器式位移传感器具有一系列优点。它的输入输出特性(即输入位移量与输出电压量之间的关系)可以是线性的,也可以根据需要选择其它任意函数关系的输入输出特性;它的输出信号选择范围大,只需改变电阻器两端的基准电压,就可以得到比较小或比较大的输出电压信号。这种位移传感器不会因为失电而破坏其已感觉到的信息。当电源因故障断开时,电位器的滑动触点将保持原来的位置不变,只需电源重新接通,原有的位置信息就会重新出现。另外,它还具有性能稳定、结构简单、尺寸小、质量轻、精度高等优点。电位器式传感器的一个主要缺点是易于磨损。由于滑动触点和电阻器表面的磨损,使电位器的可靠性和寿命受到一定的影响。不过,目前电位器所使用的材料性能正在得到改进,电位器的寿命已经得到很大的提高。

按照电位器式传感器的结构,可以把它分为两大类:一类是直线型电位器,另一类是旋转型电位器。直线型电位器主要用于检测直线位移,其电阻器采用直线型螺线管或直线型碳膜电阻,滑动触点也只能沿电阻的轴线方向做直线运动。直线型电位器的工作范围和分辨力受到电阻器长度的限制。线绕电阻、电阻丝本身的不均匀性会造成电位器式传感器的输入输出关系的非线性。

旋转型电位器的电阻元件是呈圆弧状的,滑动触点也只能在电阻元件上做圆周运动。旋转型电位器有单圈电位器和多圈电位器两种。由于滑动触点等限制,单圈电位器的工作范围只能小于

360°,分辨力也有一定的限制。对于多数应用情况来说,这一点并不会妨碍它的使用。假如需要更高的分辨力和更大的工作范围,可以选用多圈电位器。采用旋转型电位器也可以测量直线运动,但是需要通过齿轮齿条等运动转换装置,把直线运动转换成旋转运动。

2. *绝对式编码器* 编码器是一种最简单的数字式位移电感器,它能够把角位移或线位移经过简单的变换变成数字量。目前,编码器精度、分辨力和可靠性都优于相同尺寸的模拟传感器,但价格一般比较高。根据编码器检测原理和检测对象的不同,可以把编码器分为两种类型。用于检测线位移的编码器称为直线位移编码器;用于检测角位移的编码器称为角度数字编码器。由于两者的工作原理基本类似,此处仅以角度编码器为例,介绍编码器的基本原理。

由于绝对式编码器可以记录关节的绝对位置(相对于关节坐标),机器人不需初始的“归零”动作(回到参考坐标系的零位)。角度数字编码器由敏感元件和码盘组成。码盘是一种经过精细加工的薄圆盘,它的材料根据与之配套的敏感元件不同而不同。角度数字编码器有增量式编码器和绝对式编码器两种基本类型。绝对式编码器能给出与每个角位置相对应的数字量输出,增量式编码器则只输出角度的变化增量。

(1)磁性轴角编码器:它利用电磁感应原理,采用某种磁性材料涂覆过的旋转圆盘作为“码盘”。在该圆盘上预先加工制作有磁性图案。磁性圆盘相当于接触编码器对应的金属区和绝缘区。小磁环是磁性轴角编码器的敏感元件,它类似于一个计算机磁心存储器中使用的小磁环。绕在这些磁环上的线圈能够感受磁环附近存在的磁场。这些磁环靠近圆盘,但不和圆盘接触。每个磁环上有两个线圈,一个是输出线圈,可以感受圆盘上是否有磁场;另一个线圈是询问线圈,通有恒幅、恒频的交流电。当询问线圈被激励时,输出线圈会产生同频信号,该信号的幅度和两线圈的匝数比有

关,也与磁环附近的磁场有关。当磁环对准磁化区时,磁路会饱和,输出电压降低。一旦磁环对准一个非磁化区,输出线圈便输出高电压。通过解调和整形电路,磁性轴角编码器就能够输出方波位置信号。图 5-1 表示一种磁性轴角编码器及其附属电路,它能够达到 12 位(1/4096)的分辨力。

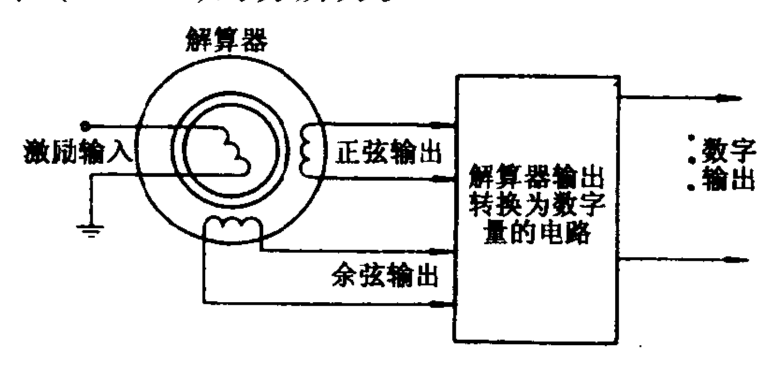


图 5-1　磁性轴角编码器及其附属电路

磁性轴角编码器克服了传统的接触编码器电刷容易磨损的缺点,具有较高的可靠性和工作寿命,而且,它的工作环境条件范围比接触式编码器要宽的多。由于需要采用磁环元件、询问电路和解调电路,磁性轴角编码器的结构比较复杂,成本也比较高。目前,多圈式磁性轴角编码器已经研制成功。它的分辨率可以达到 17 位($1/16^6$)。在机器人应用领域中,对传感器的可靠性要求较高,所以经常采用磁性轴角编码器。

(2)光学编码器:这种编码器由光源、码盘和光电敏感元件组成。图 5-2 表示了一种五位光学编码器。光学编码器的码盘是在一个基体上透明和不透明的码区,代表了二进制码 0 和 1。编码盘性能好坏主要取决于码盘的质量。光学编码器通常采用照相技术和光刻技术制作。把同心分布的多圈二进制码复制在码盘上。光源是光学编码器中最容易发生故障的元件。

通常不但要求光源具有较高的可靠性,而且要求光源的光谱要和光电敏感元件相适应,光源的工作温度范围要宽。光电敏感元件可以采用光电二极管、光电晶体管或硅光电池。为了提高输

出逻辑电压,还需要加接各种电压放大器,而且每个轨道对应的光电敏感元件要接一个电压放大器。电压放大器通常由集成电路高增益差分放大器组成。为了减小光噪声的影响,在光路中要加入透镜和狭缝装置。应当注意的是,狭缝不能太窄,要保证所有轨道的光电敏感元件的敏感区都处于狭缝内。光学编码器的基本构成如图 5-3 所示。

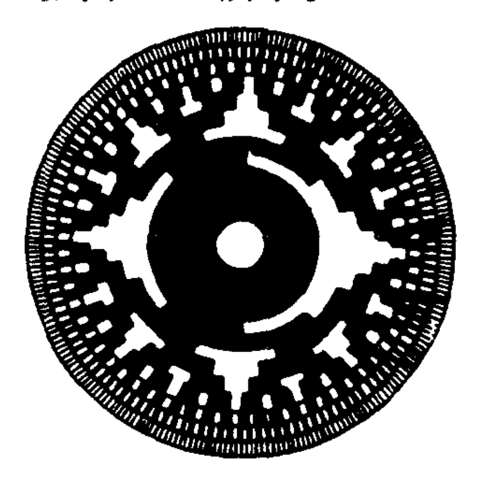


图 5-2 绝对式光学编码器

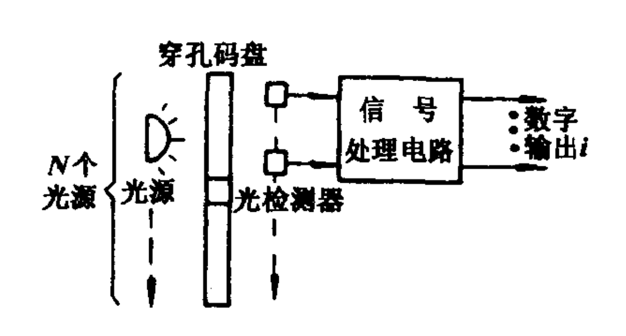


图 5-3 光学编码器的基本构成

绝对式光学编码器通常采用的是 Gray 码。它是一种非标准的二进制码。表 5-1 给出了 4 位 Gray 码与标准二进制码的区别。在 Gray 码中,相邻两个二进制码的变化只能有一位。所以,在连续的两个数码中,若发现数码的变化超过一位,就认为是非法的读数,从而具有一定的纠错能力,可提高位置信息检测精度,减小位置逻辑误差出现的机会。绝对式光学编码器输出的 Gray 码中位置信息,通常还需要利用计算机存储的变换表,转换成其它类型的代码,如自然二进制码、十进制码等。当然,光学编码器有时也使用自然二进制码,图 5-2 所示的码盘就采用了自然二进制码。

编码器精度的选择取决于设计要求。大型绝对式光学编码器可以采用 10 圈到 20 圈的同心二进制码盘,角位置测量精度可达 $1/2^{10} \sim 1/2^{20}$,即 1/1024 ~ 1/1048576,,并要使编码盘的安装和轴承也达到同样的精度,所以高性能的光电编码器的成本很高。

表 5-1 4位 Gray 码及其对照表

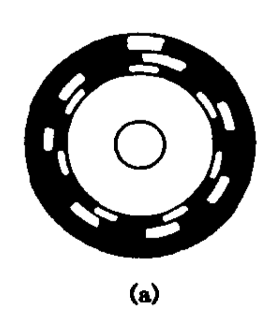
Gray 码	十进制位	Gray 码	十进制位
0000	0	1100	8
0001	1	1101	9
0011	2	1111	10
0010	3	1110	11
0110	4	1010	12
0111	4	1011	13
0101	6	1001	14
0100	7	1000	15

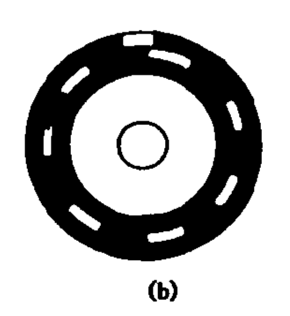
3. *增量式编码器* 增量式编码器能够以数字的形式确定被测物体相对于某个基准点的瞬时角位置,若配上相应电路还能应用于测量角速度。前面介绍的关于绝对式编码器的大部分内容同样适用于增量式编码器。一般情况下,增量式编码器比绝对式编码器结构简单,价格也便宜。

增量式编码器可以是接触式(电刷式)的,也可以是非接触式(光电系统或电磁系统)的,它的主要元件包括码盘、敏感元件和计数电路。码盘的结构不同,对应的敏感元件也不同。但是,增量式编码器需要两套敏感元件,一套用于检测转动方向,另一套用来检测转角位置。

增量式编码器的码盘分单圈式和双圈式两种类型。图 5-4(a)所示的双圈式码盘敏感元件的输出如图 5-5 所示。图 5-4(b)所示的单圈式码盘中,两套敏感元件安装在同一码道上,但相隔距离为码盘导通扇区度的 1.5 倍,其输出信号波形也如图 5-5 所示,即单圈式码盘和双圈式码盘的输出信号完全相同。

在双圈式码盘上设计有内外两组码道。外码道是增量计数码道,它根据分辨率的大小设置导通区和非导通区(对于接触式编码器,也就是金属区和非金属区);内码道是方向码道,它和计数码


(a)


(b)

(a)双圈式　(b)单圈式

图 5-4　增量式码盘

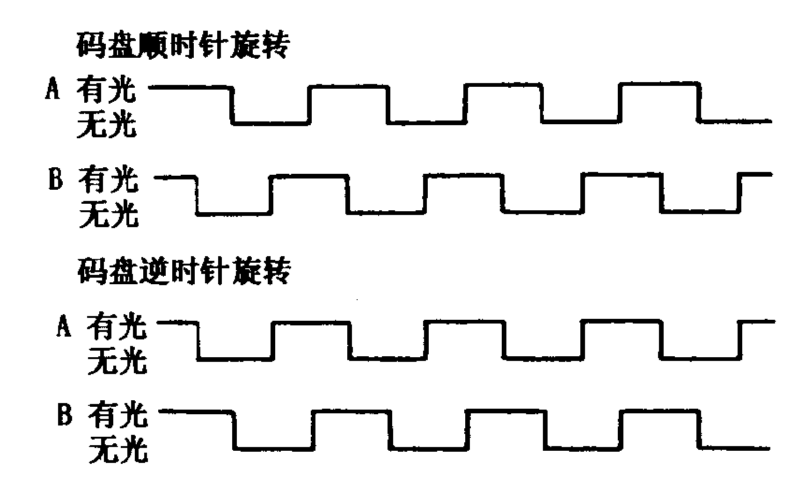


图 5-5　增量式码盘上的光电管输出信号波形

道有相同数量的导通区和非导通区,但每个区域的位置比计数码道对应的区域偏离半个区域的周向距离。增量式码盘另设一个基准码道,它只有一个单独标志的扇形区,用以提供基准点,所产生的输出脉冲用来使计数器归零。

如图 5-5 所示,由于计数码道和方向码道的导通区错开半个区域,当码盘向某个方向旋转时,计数码道的导通区首先碰到敏感元件,所以计数码道的输出将超前于方向码道输出;当码盘向相反方向旋转时,方向码道的导通区先遇到敏感元件,所以计数码道的输出将滞后于方向码道的输出。这样,只需要采用较简单的逻辑电路,就能根据两条码道的输出脉冲相序确定码盘的旋转方向。将计数码道对应敏感元件的输出脉冲送给计数器,并根据旋转方向使计数器作加法计数或减法计数,就能够检测出码盘的转角位

移量，从而得到机器人关节的相对运动信息。对于非接触增量式码盘，为提高系统分辨率，往往将码盘安装在电机轴上，即高速端上。

5.2.2 速度传感器

速度传感器是机器人内部传感器之一，它用来确定关节的运动速度，通常有两种类型：模拟式和数字式。

1. 模拟式速度传感器　测速发电机是最常用的一个模拟式速度传感器，它是一种小型永磁式直流发电机。其工作原理是基于当励磁磁通恒定时，其输出电压和转子转速成正比，即

$$v = kn$$

式中，v 为测速发电机输出电压；n 为测速发电机转速；k 为比例系数。

当有负载时，电枢绕组通过电流，由于电枢反应而使输出电压降低。若负载较大，或测量过程中负载变化，则破坏了线性特性而产生误差。为减小误差，必须使负载尽可能地小且性质不变。

测速发电机总是与驱动电动机同轴连结的，这样就测出了驱动电动机的瞬时速度。

测速发电机在机器人控制系统中的应用如图 5－6 所示。

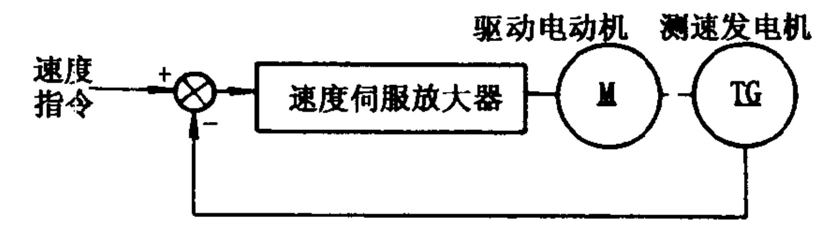


图 5－6　测速发电机在机器人控制系统中的应用

2. 数字式速度传感器　增量码盘既是位置传感器，也可以作为速度传感器。当把一个增量式码盘用作速度检测元件时，有两种使用方法。

(1)模拟方法。采用频/压(F/V)变换器，把码盘的脉冲频率

转换成与转速成正比的模拟电压,如图 5-7 所示。

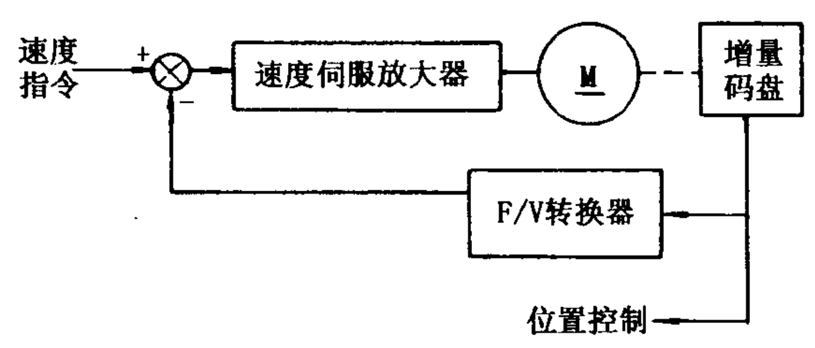


图 5-7 增量式码盘用作速度传感器

这里需要的一个关键元件是频/压(F/V)变换器,它必须有尽量小的温度漂移和良好的零输入零输出特性。它检测的是电动机轴上的瞬时速度。

(2)数字式方法。码盘是一个数字式元件,它的脉冲个数代表了位置,而单位时间里的脉冲个数表示这段时间里的平均速度。显然,单位时间越短,越能代表瞬时速度,但在太短的时间里,只能记到几个码盘脉冲,因而降低了速度分辨率。目前在技术上有多种办法来解决这个问题。例如,可以采用两个码盘脉冲为一个时间间隔,然后用计数器记录在这段时间里高速脉冲源发出的脉冲数,其原理如图 5-8 所示。

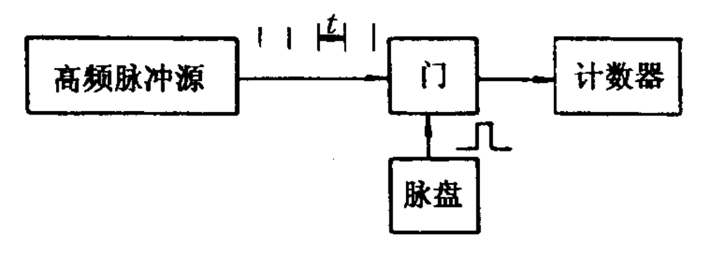


图 5-8 利用码盘测速原理

设码盘每转输出 1000 脉冲,高速脉冲源周期为 0.1ms,门电路每接收一个码盘脉冲就开启,在接到一个码盘脉冲就关闭,这样周而复始。也就是门电路开启时间是两个码盘脉冲的间隔时间。如计数器值为 100,则速度为

$$码盘角位移 = \frac{2}{1000} \times 2\pi \text{ rad}$$

时间增量 = 脉冲源周期 × 计数值 = 0.1ms × 100 = 10 ms

故速度 $\dot{\theta} = \Delta\theta/\Delta t = (2/1000 \times 6.28)/(10 \times 10^{-3}) = 1.256$ rad/s

下面我们对两种方法进行比较。利用码盘测量转速有模拟法和数字法之分。这两种方法的相频特性如图 5－9 所示。可见，模拟法的相位滞后较小，可以用在要求更高的场合；数字法虽对系统稳定不利，但因成本低，易实现，应用也很广泛。

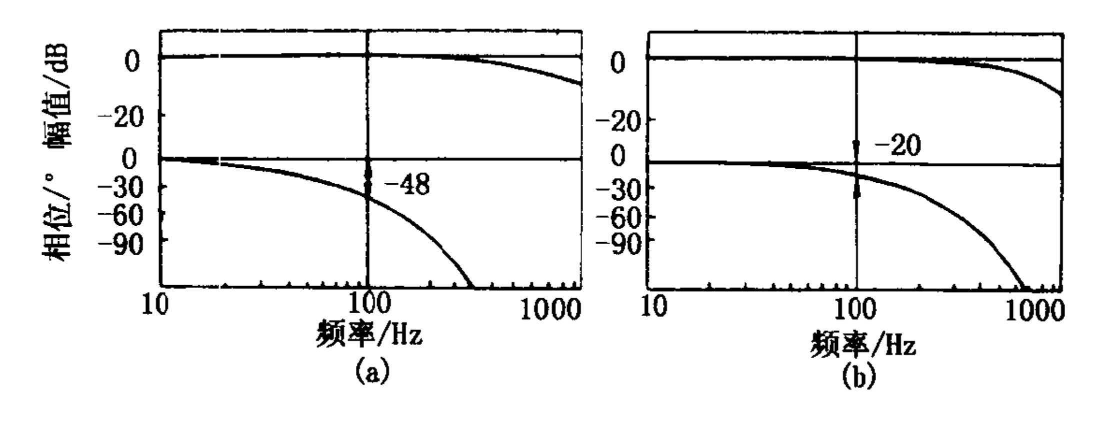


图 5－9 两种方法相频特性

(a)数字方法 (b)模拟方法

5.3 力与力矩传感器

仿生系统(机器人)经常需要进行力觉控制，这就需要力或力矩传感器。力觉控制能够提高机器人的运动精度。为了校正由于机器人手臂受力后产生的变形，使其末端操作器准确地到达预定位置，需要测量机器人手臂各关节和各连杆的受力。检测机器人手臂的受力情况也可以防止手臂承载过大或周围障碍物碰撞而引起的损坏。在用于搬运物件时，检测机器人手爪的受力还可以保障物件不会因夹持力过大而被损坏。随着机器人的工作任务越来越复杂，工作环境的要求越来越高，对机器人的力觉要求也越来越多。

机器人的力矩传感器通常是用于检测机器人关节和连杆之间的内力。对于多数机器人应用场合，仅仅需要对机器人手臂的内力进行检测，所以机器人使用的力传感器一般都是接触型传感器。常用的机器人力传感器和力矩传感器有电阻应变式力传感器、压电式力传感器、电容式力传感器、电感式力传感器以及各种外力传感器等。根据传感器的敏感介质不同，它们采用的转换方式也不同。但是其共同的特点是，首先通过弹性敏感元件把被测力(或力矩)转换成某种位移量(或变形量)，然后通过各自的敏感介质把位移量转换成能够输出的电量。弹性敏感元件在力传感器中起着极其重要的作用，它是机器人力传感器的基础元件，它的性能直接关系到力传感器性能。在此，主要介绍弹性敏感元件的主要内容和最常见的电阻应变式传感器。

1. 弹性敏感元件　根据弹性敏感元件的形状不同，可以把它分为许多类型。其中常见的有弹簧导杆类、压块类、梁类、组合类等。由于悬臂梁在外力作用下极易发生变形，所以它是最常见的弹性敏感元件。

弹性敏感元件的基本性能指标包括刚度和敏感度等。刚度是弹性敏感元件在外力作用下变形大小的度量，一般指弹性敏感元件产生单位位移或转角所需要的力(或力矩)，即

$$K = \frac{dF}{dy} \tag{5-1}$$

式中，K 是弹性敏感元件的刚度；dy 是弹性敏感元件的位移变化量；dF 是对应的力变化量。

灵敏度是指在弹性敏感元件上作用单位力(或力矩)所产生的变形，它等于刚度的倒数。设弹性敏感元件的灵敏度为 S，则

$$S = \frac{dy}{dF} \tag{5-2}$$

若采用多个弹性敏感元件并联，其等效灵敏度为

$$S_{eq} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n} \frac{1}{S_i}} \tag{5-3}$$

若采用多个弹性敏感元件串联，其等效灵敏度为

$$S_{eq} = \sum_{i=1}^{n} S_i \tag{5-4}$$

式中，n 是弹性敏感元件数。除了上述两种基本性能指标外，还应当对弹性敏感元件提出一些要求。这些要求是，弹性敏感元件的受力与变形关系应保持线性关系，即要求灵敏度为常数；温度对弹性敏感元件的影响要小；弹性敏感元件应具有较高的固有频率。下面介绍几种常见的弹性敏感元件。

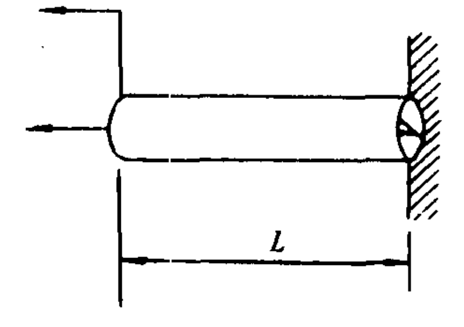
(1)弹簧和导杆。这是最简单的弹性敏感元件，如图 5-10 所示。相对于弹簧来说，导杆一般具有较大的刚度。所以这种弹性敏感元件的灵敏度可近似表达为

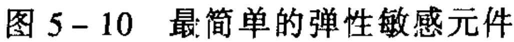
$$S = \frac{1}{k} = \frac{y}{F} \tag{5-5}$$

式中，k 是弹簧常数；F 是弹簧受力；y 是弹簧变形。

(2)悬臂梁元件和机械式微型加速度计。悬臂梁也可以用作弹性敏感元件。悬臂梁通常是一端固定的等直梁，如图 5-11 所示。其受力和变形的关系是

$$F = \left(\frac{3EI}{L^3}\right)y \tag{5-6}$$




图 5-10　最简单的弹性敏感元件

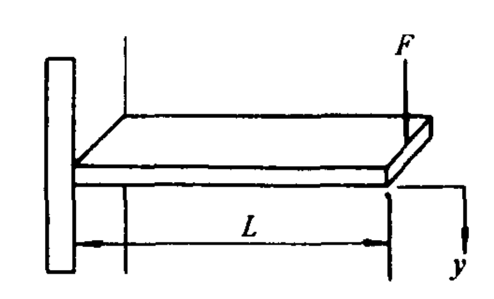


图 5-11　悬臂梁弹性元件

式中，I 是梁的惯性矩；E 是梁的弹性模量；悬臂梁弹性元件的灵

敏度为

$$S = \frac{L^3}{3EI} \tag{5-7}$$

一种采用悬臂杆作为弹性敏感元件的机械式微型加速度计，主要用来测量惯性力，其中有4个微型悬臂梁。它们和位移传感器一起采用类似于集成电路的固态加工技术集成在一块基体上，悬臂梁的尺寸很小，长度只有0.15mm。梁的材料是二氧化硅。在梁的末端装有一个小金块，以增加梁的惯量，提高传感器的灵敏度。位移传感器通过检测悬臂梁的位移来检测被测物体的加速度和惯性力。

有时需要在微型加速度计上安装微型处理器。它主要用于计算加速度以及补偿传感器的非线性。这些计算有时是相当复杂的，需要计算机完成。把微处理器和加速度计集成在一块芯片上，可以得到使用方便的微型力传感器。

2. 电阻应变片式力传感器　电阻应变片式力传感器是目前使用最为广泛的机器人力传感器，其核心元件是电阻应变片。电阻应变片通常粘在被测的受力物体上，能够把被测受力物体产生的应变转换为电阻应变片的电阻变化。

电阻应变式力传感器具有许多优点：测量范围比较宽，量程从零点几牛顿到几十万牛顿；测量精度比较高，在量程范围内可达0.015%；使用寿命比较长，且性能稳定可靠；结构比较简单；尺寸小，质量轻，对被测物体影响小；可在恶劣条件下工作，而且频率响应特性比较好。其缺点是非线性问题比较突出，特别是在大应变状态下。另外，应变片的输出信号比较微弱，需要采取屏蔽抗干扰措施。

(1)电阻应变片的灵敏度。电阻应变片是由金属导线绕制而成的。金属导线被弯成一定的形状以后，粘在绝缘材料压制而成的弹性基底上。在实际使用时，需要把它粘贴在被测物体的指定部位上。被测物体受力产生变形时，电阻应变片也随之发生变形。

根据金属导体的电阻应变效应，导体的电阻值会随变形而发生改变。导体电阻与导体长度的关系为

$$R = \left(\frac{\rho}{A}\right)L \tag{5-8}$$

式中，ρ 是金属材料的电阻率；L 和 A 是金属导线的长度和横截面积；R 是应变片的电阻。

电阻应变片的灵敏度计算公式推导如下：

$$\mathrm{d}R = \left(\frac{L}{A}\right)\mathrm{d}\rho + (\rho/A)\mathrm{d}L - (\rho L/A^2)\mathrm{d}A \tag{5-9}$$

式(5－9)两边都除以 R，得

$$\frac{\mathrm{d}R}{R} = \frac{\mathrm{d}\rho}{\rho} + \frac{\mathrm{d}L}{L} - \frac{\mathrm{d}A}{A} \tag{5-10}$$

此式表示在力的作用下，金属导线的电阻相对变化率与导线长度、面积和电阻率相对变化率之间的函数关系。由于导线的横截面积 A 与导线直径 D 的平方成正比，即

$$A = \frac{\pi}{4}D^2 \tag{5-11}$$

可得

$$\frac{\mathrm{d}A}{A} = \frac{2\mathrm{d}D}{D} \tag{5-12}$$

根据材料力学原理，导线的轴向变形也会引起导线横向尺寸(如直径)的变形。轴向应变和横向应变之比定义为泊松比 σ。泊松比

$$\sigma = -\left(\frac{\mathrm{d}D}{D}\right)/\left(\frac{\mathrm{d}L}{L}\right) \tag{5-13}$$

通常需要试验确定，对于多数材料，$\sigma = 0.3$ 令导线的轴应变为 L_a，则

$$L_\tau = \frac{\mathrm{d}L}{L} \tag{5-14}$$

将式(5－12)～(5－14)代入到(5－10)可得

$$\frac{\mathrm{d}R}{R} = L_a(1 + 2\sigma) + \frac{\mathrm{d}\rho}{\rho} \qquad (5-15)$$

最后,定义电阻应变片的灵敏度为应变片电阻相对变化率与应变片金属导线长度相对变化率之比,所以

$$S = \left(\frac{\mathrm{d}R}{R}\right)/L_a \qquad (5-16)$$

或

$$S = 1 + 2\sigma + [1/L_a][\frac{d\rho}{\rho}] \qquad (5-17)$$

这就是电阻应变片的灵敏度计算公式。由此式可以看出,应变片的灵敏度受到两个方面因素的影响:一方面是导线几何尺寸变化的影响,且与不同的材料性质有关;另一方面受到材料电阻率变化的影响。对于金属导线来说,前者是主要的影响因素,对于半导体导线来说,后者是主要的影响因素。电阻应变片的灵敏度系数通常在 2 ~ 50 范围内变化,对于导体,S = 2;对于半导体,S = 50。从制造厂家购买的电阻应变片一般由制造厂家提供应变片的灵敏度系数。

(2)电阻应变片的选用要求。图 5 - 12 所示为三种不同类型的应变片。图(a)为电阻丝绕制,图(b)为腐蚀成形,图(c)为半导体电阻。

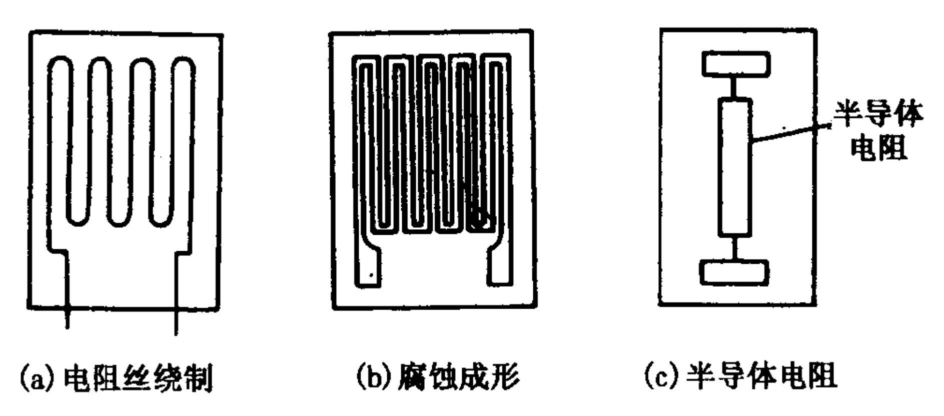


图 5 - 12　三种电阻应变片

适当选择电阻应变片,对于提高测试精度,适应工作环境,都具有十分重要的意义。在选用电阻应变片时,一般需要考虑下面

几个方面的要求：

a. 关于电阻材料。通常对电阻材料的要求是灵敏度系数保持恒定或变化较小和电阻温度系数小等。根据这些要求，在较低的环境温度条件(低于200℃)下，可以选用康铜丝为电阻材料的应变片。它在弹性范围内和塑性范围内都有比较恒定的灵敏度系数。如果环境温度超过200℃(如300℃)时，康铜的电阻温度系数会急剧变化。在高、中温条件下，可以选用镍铬合金、镍铬铝合金等材料制成的应变片。

b. 关于基底材料。在一般的环境温度下，可以使用经酚醛树脂等有机聚合物处理过的低基应变片。它不但易于粘贴，而且具有较好的防潮、耐热性能。用酚醛树脂等有机聚合物为基底的应变片适合于在温度为250℃左右的环境条件下工作。如果要求应变片在更高的环境温度下工作，应选择以石棉等耐高温材料为基底的应变片。

c. 关于电阻值和灵敏度系数。应变片自身的电阻值具有多种不同的规格，选用时主要应当考虑使其与后接电路的输入电阻值相匹配。如果应变片直接用于某控制系统反馈信号，没有后接电路，则电阻应变片自身电阻值的选择应根据实际需要选用。应变片灵敏度的选择也应根据后接电路来确定。一般来说，灵敏度系数越大，应变片的输出也越大。因此，在机器人中应用的传感器，选择灵敏度系数较大的应变片有时可以省去后接放大电路，从而简化机器人系统。

d. 电阻应变片的温度补偿。电阻应变片作为传感元件，希望它的输出仅仅随输入应变(力)改变。但在实际使用时，它还受到其它因素的影响，特别是温度的影响。

温度对应变片输出的影响主要有两个方面：一是应变片电阻丝的电阻温度效应，随着环境温度的变化，电阻丝的电阻率也随之产生变化。在环境温度发生改变时，即使电阻应变片对输入应变(力)保持不变，它的输出电阻也会发生改变。二是被检测物体因

为温度改变而产生的附加力对应变片输出的影响。由于电阻应变片与和它粘贴在一起的被检测物体，一般具有不同的线膨胀系数当它们经历同样的温度变化时，会产生不相等的变形，从而给电阻丝附加了拉伸或压缩的应变。即使在被检测物体不受力时，这种应变的发生也会使应变片产生输出电阻的变化。

桥式测量电路加补偿应变片是常用的温度补偿方法，这能够同时抵消上述两种主要温度影响因素对电阻应变片的影响。这种方法是利用图 5－13 所示的桥式电路，用由温度引起的补偿片电阻变化去抵消由温度引起的工作片电阻变化，达到温度补偿的目的。

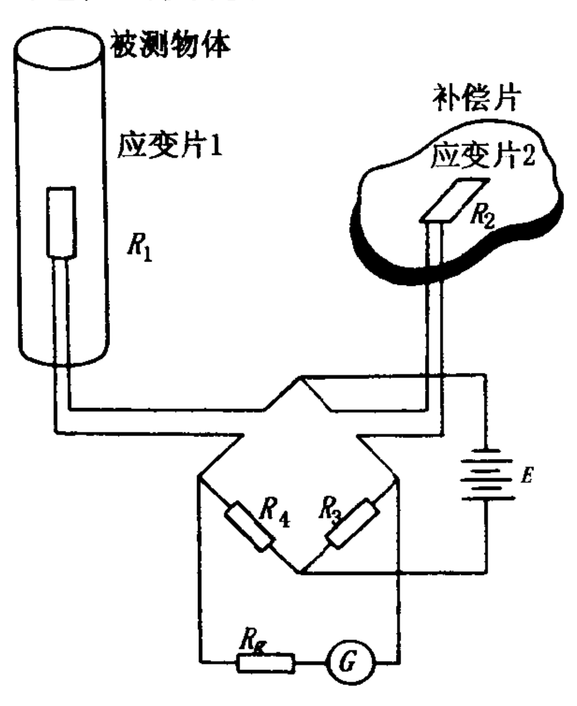


图 5－13　电阻应变片的温度补偿

e. 多向应变片和应变片式力矩传感器。在实际应用中，往往需要同时测量机器人某一位置在各个不同方向上的受力情况，这就需要采用多向应变片——三向应变花。三向应变花不但能够测量各个方向应变(力)的数量，而且可以指示出被测表面的主应变方向。三向应变花有两种主要类型，即直角应变花和三角形应变花，如图 5－14 所示。

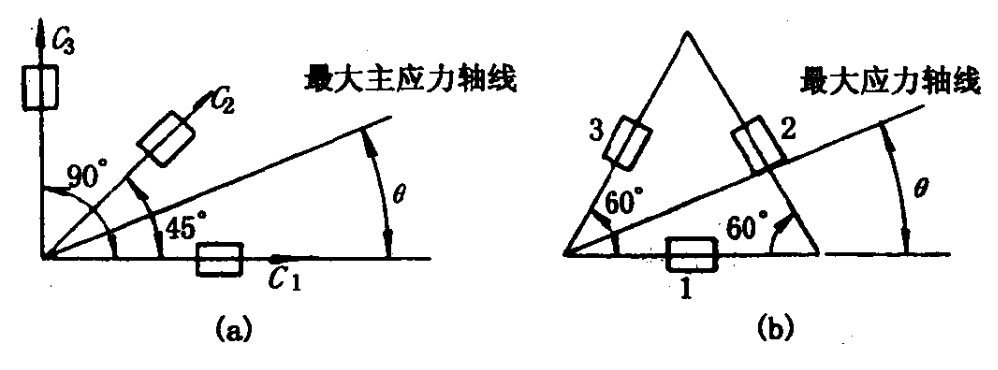


图 5－14　三向应变花

(a)直角应变花　(b)三角形应变花

力矩传感器也可以由应变片组成,其基本原理和力传感器相同。图 5-15 表示了一种空心圆柱体应变片力矩传感器。由材料力学可知,空心圆柱体受到的力矩和角变形的关系为

$$M = \left[\frac{\pi G^{(r_0^4 - r_1^4)}}{(2L)}\right]\phi \qquad (5-18)$$

式中,G 为弹性体剪切模量;r_1 为空心圆柱体内半径;r_0 为圆柱体外半径;L 为圆柱体长度;ϕ 为圆柱体的角变形。

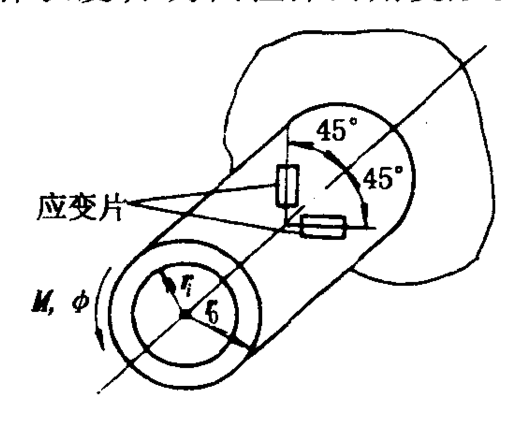


图 5-15 空心圆柱体应变片力矩传感器

根据上述公式,只需要由应变片测出空心圆柱体的角变形就能够求出它所受到的力矩。

另外,由于力矩等于力乘以力臂,只要适当地选择测力点,任何一种力传感器也能用来检测力矩。

f. 力-力矩传感系统和腕力传感器。机器人手臂是一个刚性体,它能够绕其轴线转动,或沿一条轨道移动。机器人手臂有多个连杆,机器人手臂的各个零件可以同时转动或移动。这就意味着手臂的各个连杆作为机器人手臂的一部分运动时,连杆将受到各种方向和大小的力和力矩。由于任何一点上的力和力矩都是由沿笛卡尔坐标三个轴的力和绕三个坐标正向轴的力矩组成的,所以只要测出待测部位的这三个力和三个力矩,就能够确定该部位和各种受力情况。根据这个原理,设计出的力-力矩传感系统将能测量任何一点的受力情况,为机器人的运动控制提供所需的反馈信息。

如果力-力矩传感系统安装在机器人手腕上，就称之为腕力传感器。它能够测出各种工作条件下的机器人手腕的受力情况。采用拉伸应变片和应变片桥还可以构成其它腕力传感器。有的腕力传感器只需要测量三个梁的应变，就能够完全确定手腕的受力情况。

腕力传感器还可用于机器人手爪的动作控制。一旦手爪接触一个物体，腕力传感器测得的力和力矩输入计算机，即可决定采用什么样的动作。这样，机器人就能够感觉自己的作用情况和受力情况，从而完成一些复杂的操作。

3．*其它力传感器简介*　除了前面介绍的电阻应变片以外，用作力传感元件的传感材料还有许多种类型，如压电材料、压阻材料、压磁材料等，它们可以构成各种类型的力传感器。

压电式力传感器主要由压电晶体、导电片、基座和承压环组成。常用的压电晶体有石英晶体，它受到压力后会产生一定的电信号。石英晶体输出的电信号大小是由它所受到的压力值所决定的，通过检测这些电信号的大小，就能够检测被测物体所受到的力。压电式力传感器不但可以测量物体受到的压力，也可以测量拉力。在测量拉力时，需要给压电晶体一定的预紧力。由于压电晶体不能承受过大的应变，所以它的测量范围较小。在机器人应用中，一般不会出现过大的力，因此，采用压电式力传感器是比较适合的。压电式传感器在安装时，与传感器表面接触的零件应具有良好的平行度和低的表面粗糙度，其硬度也应低于传感器接触表面的硬度，以保证预紧力垂直于传感器表面，使石英晶体上产生均匀的分布压力。

图 5－16 表示了一种三分力压电传感器。它由三对石英晶片组成，能够同时测量三个方向的作用力。其中上、下两对晶片利用晶体的剪切效应，分别测量 x 方向和 y 方向的作用力；中间一对晶片利用晶体的纵向压电效应，测量 z 方向的作用力。

压磁式力传感器的基本原理是利用铁磁性物质的压磁效应，

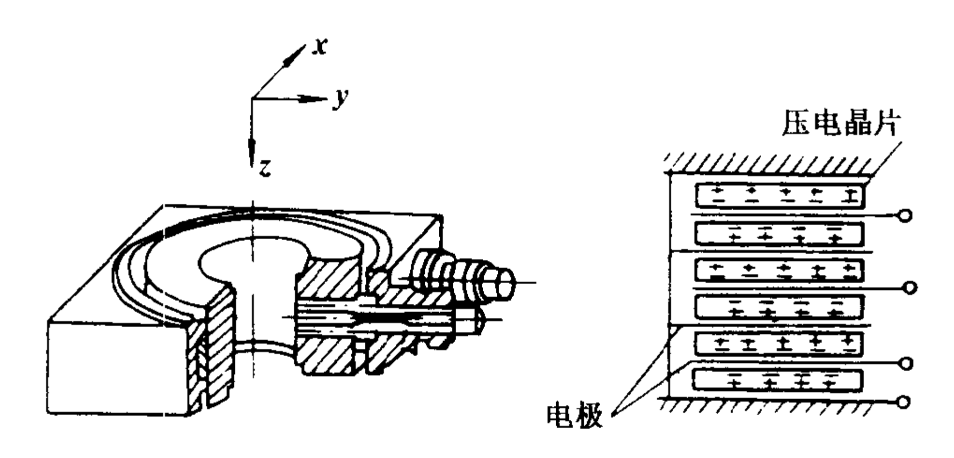


图 5-16 三分力压电传感器

即当铁磁性物质受到外力作用后,其内部产生机械应力,使物质的磁导率发生变化。磁导率的改变会使磁阻发生变化,利用线圈及其测量电路就能够把磁阻变化转换为与被测力成正比的电压输出。

压磁式力传感器的结构简图如图 5-17 所示。它主要由压磁元件、弹性框架、钢球和基座等组成。压磁元件被装在弹簧钢制成的弹性框架内,以保持作用力点的位置不变。与压磁元件接触的弹性框架表面应当具有低的表面粗糙度,以保持良好的接触和均匀的受力。压磁元件装入框架后,弹性框架对压磁元件应有一定的预压力,以保证压磁元件所处的位置和受力情况不发生改变。钢球的作用是保证压磁式力传感器的受力点恰好位于弹性框架的中央。

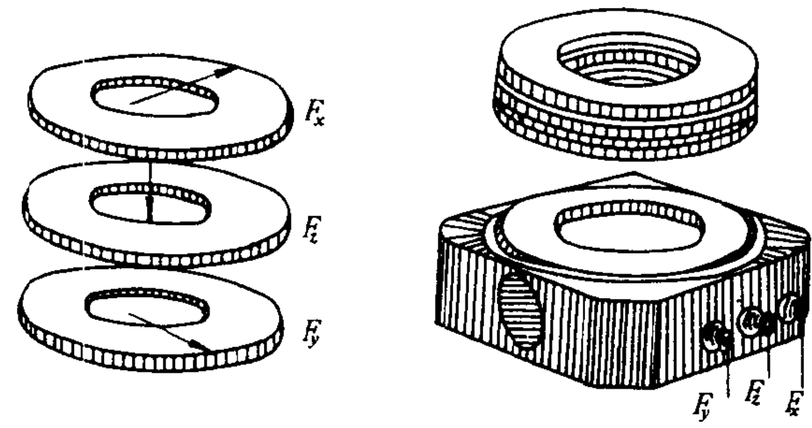


图 5-17 压电式力传感器

压磁式力传感器能够在有灰尘、水和腐蚀性气体的环境中长期工作。它的最大特点是寿命长，运行条件要求低。另外，它还具有输出功率大，抗干扰能力强，线性度好，精度高等优点。

5.4　接近觉感知器

接近觉感知器的作用是在机器人与其它物体接触以前，检测出其它物体的存在。根据接近觉传感器性能的不同，可以把它们分成两种类型：一种检测距离较小，但检测精度较高；另一种检测距离较长，但一般检测精度较低。

1. *光学接近觉传感器*　这是一种比较有效的接近觉传感器，能够检测机器人手臂运行轨迹上的各种物体。图 5－18 是这种传感器的原理图。由该图可以看出，光学接近觉传感器采用发光二极管（LED）作为光源，光源经过透镜聚焦于空间的一点。如果该点有某一物体存在，光就会被反射回来经另一个透镜照射在光敏传感元件上。这种传感器只能检测周围某一距离处是否有物体存在，却不能用于检测周围物体的距离。但是，由于它们的造价较低，可以同时采用多个光学接近觉传感器，以检测处于不同距离上的物体。

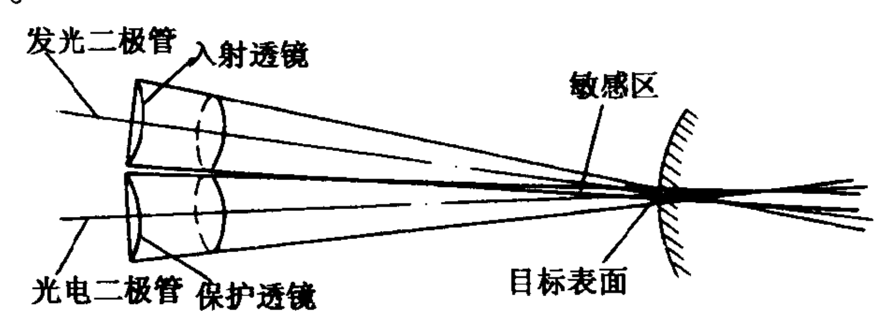


图 5－18　光学接近觉传感器原理图

光学接近觉传感器需要采用光敏元件，下面介绍三种光敏传感元件（参见图 5－19）。

（1）光电池（太阳能电池）。它能够直接将光能转换成为电能。

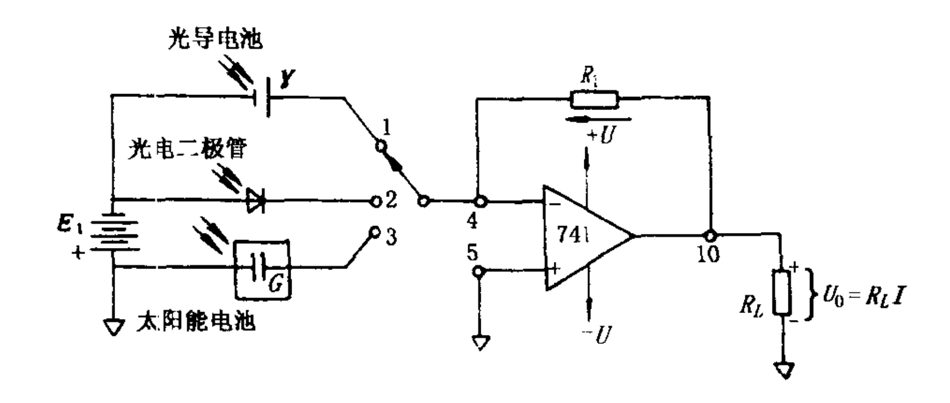


图 5-19 光敏传感元件及其放大电路

由于光电池产生的电量取决于光照度和光照面积，一般机器人使用的光电池体积都比较小，只能产生微小的电量，所以必须采用放大电路进行放大。

(2)光导电池。它相当于一个可变电阻器，由电池提供电源。由于采用了特殊的导电材料，它的电阻率随着它受到光照度的变化，会引起电阻率的较大变化，所以它可以输出较大的电流或电压。

(3)光电二极管。它的工作原理类似于光导电池，同样能够把光照度的变化转换成为电阻率的变化与输出电量的变化，区别在于光电二极管只能沿一个方向输出电流或电压。光电二极管还需要提供电源。

2. 电涡流传感器 如果一个导体在一个非均匀磁场中移动或者处在一个交变磁场内，导体内部就会出现感应电流。这种感应电流称为电涡流。任何导体都会出现电涡流现象，其中固体导体的电涡流现象最为显著。尽管电涡流会引起发电机和电动机的效率损失，但是，人们也能够利用它，电涡流传感器就是其中的一例。

电涡流传感器能够向外发射高频变化的电磁场，并在周围的目标引起电涡流。电涡流的大小与传感器和目标物体之间的距离有关，电涡流产生的磁场方向与传感器的磁场方向相反。两个磁场相互叠加，就会减小传感器的电感和阻抗。采用适当的电路把

阻抗的变化转换成电压的变化,就能计算出目标物体的距离。对于不同的导体,传感器的标定值是不同的,即传感器的输出电压和目标距离的关系是不同的。一般希望这种关系是线性关系。对于钢或铝材料的目标物体来说,线性误差为 ±0.5%。

电涡流传感器具有许多优点,所以经常被人们所采用。它的尺寸比较小,可靠性比较高,价格也比较便宜。不但可作为接近觉传感器,检测周围物体的距离,而且可以采用适当的方法检测力、力矩或压力。电涡流传感器的检测精度也比较高,能够检测0.02 mm 的微量位移。如果需要,还可以使电涡流传感器的测量具有方向性。但是,这种传感器的缺点是作用距离较短(一般不超过13mm),仅适用于固态导体的检测。

3. *超声波回声测距*　超声波回声测距是采用声波传感器检测物体距离的方法。声波传感器包括声波发射器、声波接收器、定时电路和控制电路等部分。

下面介绍声波传感器测距的工作原理。首先,由声波发射器向被测物体发射声波束。通常这种声波束是脉冲式的。目前,脉冲声波束的使用没有技术上的困难,价格也比较便宜。声波发射器发射声波以后,发射器自行关闭,同时打开声波接收器检测回声信号。定时电路用以计测在空气中的声波传播时间,它从发射器发射声波起开始计时,直至接收器检测到回声波的传播时间,可以换算出被测物体到声波传感器之间的距离,即声波传播时间的一半与声波在介质中的传播速度的乘积。

声波传感器具有良好的方向特性,其特性曲线如图 5-20 所示。其输出信号电平每偏移 10°约衰减 10dB。

声波传感器的测距精度是脉冲声波频率和控制电路特性的函数。由于声波的波长和频率成反比,所以声波频率越高,距离测量精度就越高。在空气中,声波波长的计算公式为

$$W = \frac{v}{f} \tag{5-19}$$

式中，v 是空气中声音传播的速度，在温度 20℃和一个大气压力下，$v=340\text{m/s}$；f 为脉冲声波频率。高频声波传感器对于水下作业是很有用的，例如用在潜艇上的声纳系统。水下机器人经常采用声波传感器进行定位检测，由于它采用的专用波频率可达几 MHz，所以它的定位精度可达 μm 级。

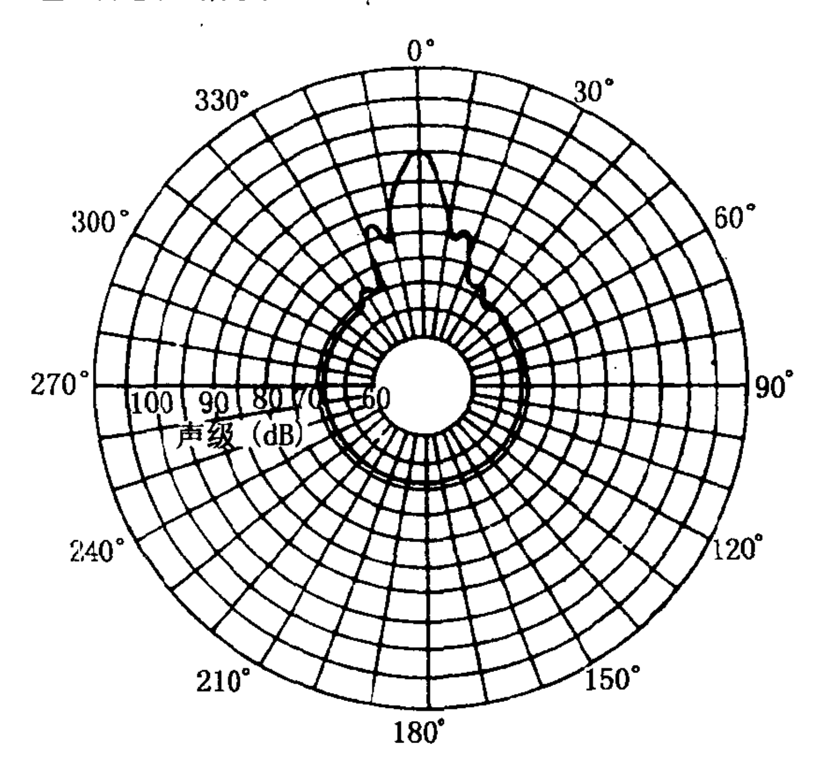


图 5-20 声波传感器的方向特性曲线

偏振片摄像声波传感器是一种著名的测距传感器。它同时采用摄像机和声波传感器来检测物体的情况。其工作过程是：首先采用摄像机摄取一个物体的照片，然后打开声透镜，发射器向该物体发射声波，检测该物体的回波信号与计测声波传播时间，以及计算该物体的距离。这种传感器的特点是采用调频方法发射声波脉冲。在每秒钟内发射 7~8 个声波脉冲。每个脉冲都是一种调频声波，包括 4 种不同频率的 56 个周期，其中 8 个周期的 60 kHz 脉冲、8 个周期的 57 kHz 脉冲、16 个周期的 53 kHz 脉冲、24 个周期的 50 kHz 脉冲，每个脉冲持续时间为 1.2ms。由于该传感器选择了这种调频声波方式，避免了因物体距离恰巧等于声波波长整

数倍而出现的驻波误差。另外,由于它采用了合适的时变增益和滤波器电路,所以测量范围比较大,可达 0.28 ~ 12mm。

4. 磁传感器　有多种磁传感器可以用作接近觉传感器,其中,最简单的一种是簧片继电器。这种继电器有一个玻璃管,玻璃管内封装有一个固定导体和一个磁性材料簧片。一旦有一个小的永磁体接近磁性材料簧片,簧片就会被驱动并接通电路。实际上,它就是一种驱动磁体和触点及衔铁分开的继电器。这种继电器的电流通过能力很低,但是适合于控制小功率装置的控制电流和信号电流。

另一种磁传感器是霍尔元件。它利用霍尔效应原理进行接近觉检测。霍尔效应是指磁场中的载流体会产生感应电动势的现象。如果把一个运载电流的半导体片放置在一个磁场中,磁场方向垂直于半导体片,这时半导体片两端就产生感应电动势,被称为霍尔电压,它的计算公式是

$$E_H = K_H\left(\frac{IB}{t}\right) \tag{5-20}$$

式中,I 是电流;B 是磁感应强度;t 是沿磁场方向度量的半导体厚度;K_H 是霍尔效应常数。对于不同的材料,K_H 值的变化是非常大的。由于半导体材料的 K_H 值比较大,例如硅在 23℃时,$K_H = 4.1 \times 10^{-7}\ V/(A \cdot T)$,所以通常采用半导体材料,而不采用一般载流体。霍尔元件具有结构简单、体积小、质量轻、无触点、寿命长等特点,在机器人上得到了广泛的应用。它不但可以用作接近觉传感器,还可以用作压力传感器、加速度传感器等。

5.5 触觉感知器

触觉传感器分为两大类,一类是简单的接触传感器,它只能探测和周围物体的接触与否;另一类是复杂的触觉传感器,它不仅能够探测是否和周围物体接触,而且能够感知被感知被探测物体的

外轮廓。触觉传感器通常由多个接触传感器组成。

即使机器人具有较好的视觉功能，它还是需要具有触觉传感器，其原因有以下几个方面：

一是当机器人把小型物件插入装配体时，机械手会遮住视觉系统，这样机器人就失去控制能力；

二是视觉系统或其它传感器的精度不能满足微小运动误差的要求；

三是把物件插入孔时，有时存在某种障碍物，只能用触觉传感器才能检测出来；

四是机器人的在线示教有时要求操作者在恶劣的环境中工作或遇到操作者无法示教的情况。如果机器人具有较好的触觉能力，就有可能减少甚至避免示教。

1. 接触开关　接触开关是最简单的接触传感器。机械式接触开关直接利用机构的运动，传递接触感觉信息。它具有结构简单、可靠性好等优点，但是灵敏度较差。现在电器开关的使用越来越普遍，它不但灵敏度高，而且可靠性也日益提高。电器开关能够把机械运动量（即接触信息）转换成电信号，可以直接控制机器人，也可以通过放大电路控制机器人。

电器开关通常用来完成下列功能：确定物体是否接触，检测零件是否到位，限制机械运动的范围等。大型开关可以控制大电流或高电压，小型开关用于控制小电流或信号电压的接通或断开。这些开关通常装在与机器人可能接触的附属设备上。更小型的开关称为微型开关，它主要用于检测微量运动。由于微型开关的体积很小，价格也比较便宜，在微信号控制电路中经常被采用。

接触开关闭合时，其电阻一般很小，约小于 1Ω。但是，当它断开时，电阻可达几 MΩ。接触开关的规格是按照它们的工作电流和耐压进行划分的。小型开关的允许工作电流为几百 mA，耐压力 25 ~ 50V；大型开关的允许工作电流可达几 A，耐压为 200 ~ 250V。

压电式触觉传感器是利用晶体的压电效应进行触觉测量的触觉传感器。通常，这种触觉传感器可以采用多个压电晶体来检测物体的表面轮廓。其工作原理是，把多个压电晶体压在被测物体上，如果物体表面的高度不同，各个压电晶体的变形也不同，因此，压电晶体产生的电量和输出电压也不同，检测各压电晶体的输出电压就可以检测物体的表面轮廓。

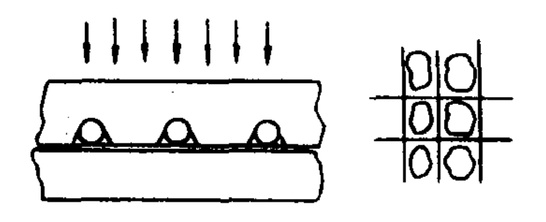
假设某一压电晶体上的作用力为 F(单位 N)，则该压电晶体的输出电量为

$$Q = dF \quad (\mathrm{C}) \tag{5-21}$$

式中，d 为晶体的厚度。

2. **触觉传感器阵列**　人类的触觉能力是相当强的。人们不但能够拣起物体，而且能够识别它的外形，并辨别出它是什么东西。许多小型物体完全可以靠人的触觉辨认出来，如面包、鸡蛋、梨等等。如果要求机器人能够进行复杂的抓取工作，它也需要这种能力。这里所介绍的触觉就是指采用多个接触传感器辨认物体的能力。

采用触觉传感器阵列是达到这一目标的方法之一。目前，人们已经研制成功一种能够在机器人手指端部固定的单片式触觉传感器阵列，它由 256 个接触传感器组成。针对装配机器人作业，在计算机程序控制下，它能够辨认出各种紧固零件，如螺母、螺栓、平垫圈、夹紧垫圈、定位销和固定螺钉等。手指端部安装的传感器阵列接触物体时，把感觉信息输入计算机进行分析，确定物体的外形和表面特征。应当注意的是，尽管这里的处理过程与后面将要介绍的视觉系统很相似，但是它们是有区别的。触觉能够确定三维结构，它的问题更复杂一些。对于许多应用场合，并不需要完全掌握三维信息就能够对物体进行识别。图 5-21 是一种触觉传感器阵列在压力作用下导体电阻的变化。



注：右图表示加压后接触面积的变化（最终引起电阻的变化）

图 5-21　压力作用下电阻变化

在上述阵列中，采用了两种导体元件：一块柔软的印刷电路板和一片各向异性的导体硅橡胶（ACS）。ACS 具有这样的特性，它可在导体平面内存在各个方向上导电的性能。印刷电路板上装有许多电容器，它们都和 ACS 的导电方向相垂直，这样就形成了由许多压力传感器组成的阵列，印刷电路板和 ACS 的每个横断面上都有一个压力传感器。当接触压力解除时，为了把两层导体推开，还需要有一个弹性分离层。人们发现采用编织网状的尼龙套作为弹性分离层具有最好的传感性能和拉伸性能。

图 5-22 表示了触觉传感器阵列的结构情况。其中导电硅橡胶（CS）采用加有石墨或银的多层硅橡胶制成，PC_1 和 PC_2 必须和 ACS 相接触。从 PC_1 和 PC_2 上引出的导线，把传感器的信息送给计算机。每个坐标方向布置 16 根导线，总共有 32 根导线，可构成 256 个传感器组成的阵列。下面分析传感器阵列检测电路（图 5-23）。首先分别置

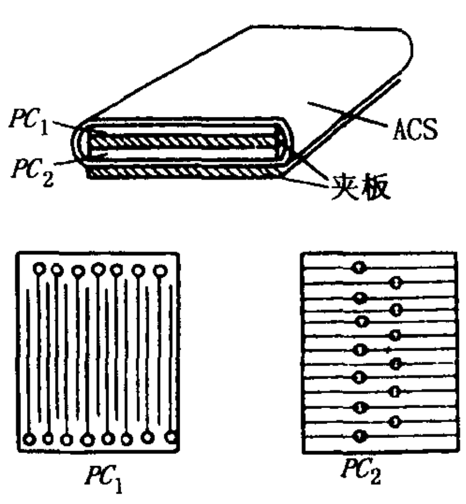


图 5-22 触觉阵列的结构图

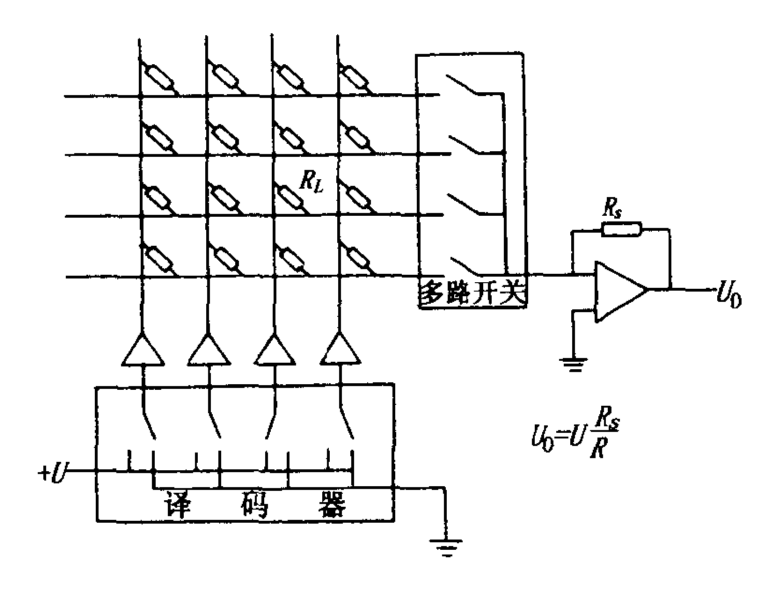


图 5-23 传感器阵列的检测电路

各列输入端为高电位。当某一列处于高电位时，其它各列应当接地，以防止测量误差。然后，分别将各行输出端接地，并测量输出电流。输出电流的大小代表了传感器在压力作用下的电阻值。对各列各行依次进行检测，就能够检测出各交叉点的电阻。这种方法的独到之处是它不需要在交叉点上使用二极管。另外，这也是防止检测结果出错的常用方法。

3. *超大规模集成(VLSI)计算传感器阵列*　这是一种新型的触觉传感器，它采用大规模集成技术，把若干个传感器和计算逻辑控制元件制造在同一个基体上。在这种传感器阵列中，感觉信号是由导电塑料压力传感器检测输入的，每一个传感器都有单独的逻辑控制元件，接触信息的处理和通信等功能都由 VLSI 基体上的计算逻辑控制元件完成的。

配备在每个小型传感器单元上的计算元件相当于一台简单的微型计算机，如图 5-24 所示。它包括一个模拟比较器(1bit A/D)、一个数据锁存器、一个加法器、一个 6 位位移寄存器累加器、一个指令寄存器和一个双相时钟发生器。由一个外部控制计算机通过总线向每个传感器单元发出命令。这些指令用于控制所有的传感器和计算单元，包括控制相邻传感器的计算元件之间的通信。

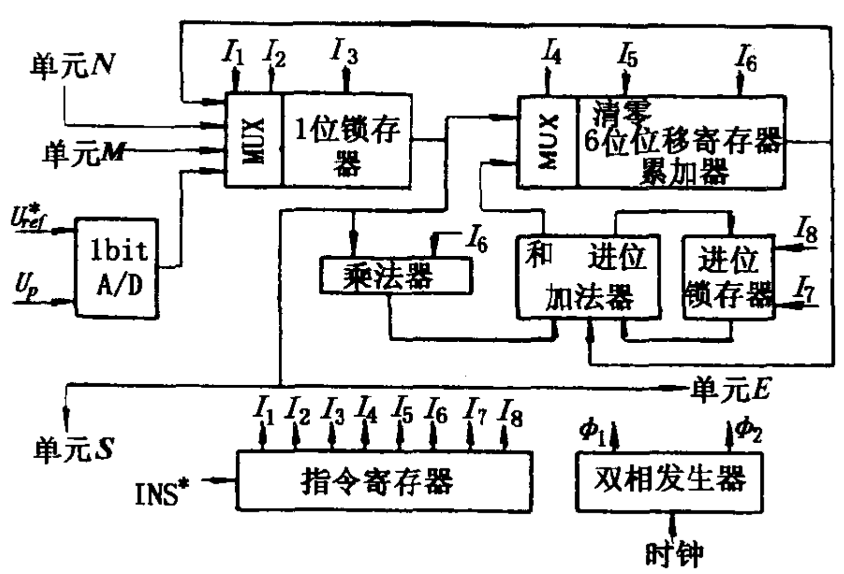


图 5-24　一个 VLSI 计算单元的框图(带 * 为总线信号)

VLSI 计算单元具有下列功能：

(1)用各个传感器单元对被测对象的局部压力值进行采样；

(2)储存这些感觉信息；

(3)和邻近单元进行数据交换；

(4)进行数据计算。

为了分析测量结果，必须对感觉数据进行分析。每个 VLSI 计算单元可以并行地进行各种分析计算，例如卷积计算以及与视觉图象处理相类似的各计算处理，因此，VLSI 触觉传感器具有较高的感觉输出速度。

要获得较满意的触觉能力，触觉传感器阵列在每个方向上至少应该装上 25 个触觉元件，每个元件的尺寸不超过 $1\mathrm{mm}^2$，这样才能接近人手指的感觉能力，才有可能完成那些需要定位、识别以及小型物件搬运等复杂任务。它对传感器的结构要求比较严格，但对速度要求不太高。这是因为机械手臂的操作响应时间为 5～20ms，而固体电路的工作速度一般为 ns 或 μs 级。所以，有时可以通过放宽对速度的要求来满足结构上的要求。

采用 VLSI 技术制造新型的传感器的方法上处在实验阶段。它代表了计算机技术和传感器技术相结合的发展趋势，是很有发展前途的。

4. 偏斜定心式柔性传感器(IRCC) 这种触觉传感器是在被动式的偏斜定心式柔性装置(RCC)的基础上设计而成的。由于 RCC 采用了巧妙的机构连结，它可以使机器人手爪按一定需要在水平方向作少量的位移或倾斜一定角度，所以它适合于进行轴孔零件的装配工作。IRCC 正是利用了 RCC 的这一特点，在被动式的机械结构上，提供主动触觉反馈，使装配工作完成的更好。

当一个刚性零件需要装入另一个刚性零件时，由于刚性体不允许有弹性变形，只要零件的相互位置有误差，就会出现“卡死”现象，并在零件或机器人的某一局部产生较大的力，使它们发生损坏。在人工装配时，人的手臂只能承受一定的力，如果受力超过一

定值，人的感觉器官就能使人的手臂调整作用力方向，即调整装配运动方向，使装配工作得以顺利进行。如果给机器人装上触觉传感器，使它能够感知装配零件之间的接触情况，就能够进一步控制手臂的装配方向，更精确地完成装配工作。能够自行调整装配方向的机器人手爪，也称为柔性手爪。

5.6　液压致动

液压致动以高压油为工作介质，其工作可以是闭环的也可以是开环的，可以是直线的也可以是旋转的。图 5－25 是用伺服阀控制的液压缸的简化原理图。

开环控制能实现点到点的精确控制，但中间不能停留。有时称这种方式为砰－砰控制，因为它从一个位置到另一个位置是碰到一个档块后才停下来。

5.6.1　直线液压缸

用电磁阀控制的直线液压缸是最简单和最便宜的开环液压致动装置。在直线液压缸的操作中，通过受控节流口调节流量，可以在达到运动终点前实现减速，使停止过程得到控制。也有许多设备是用手动阀控制的。在这种情况下，操作员就成了闭环系统中的一部分，因而不再是一个开环系统。汽车起重机和铲车就是这种类型。

大直径的液压缸是很贵的，但能在小空间内输出很大的力。工作压力通常达 14MPa，所以每 $1cm^2$ 的面积就可以输出 1 400 N 的力。

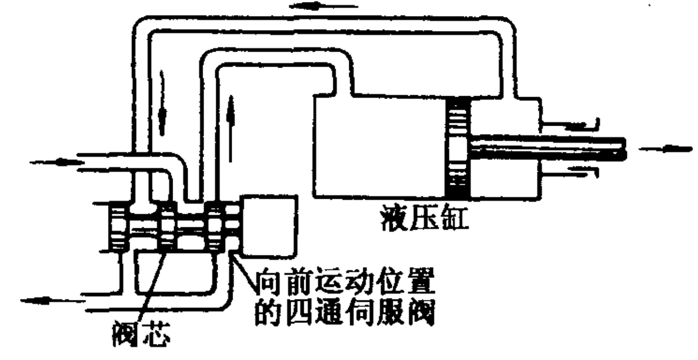


图 5－25　用伺服阀控制的液压缸简化原理图

无论是直线液压缸

或旋转液压马达，它们的工作原理都是基于高压对活塞或对叶片的作用。液压油是经控制阀被送到液压缸的一端，如图 5-25 所示。在开环系统中，阀是由电磁铁来控制的。在闭环系统中，则是用电液伺服阀或手动阀来控制的。

5.6.2 旋转执行元件

图 5-26 是一种旋转式执行元件。它的壳体用铝合金制成，转子是钢制的，密封圈和防尘圈分别防止油的外泄和保护轴承。在电液阀的控制下，液压油经进油孔流入，并作用于固定在转子的

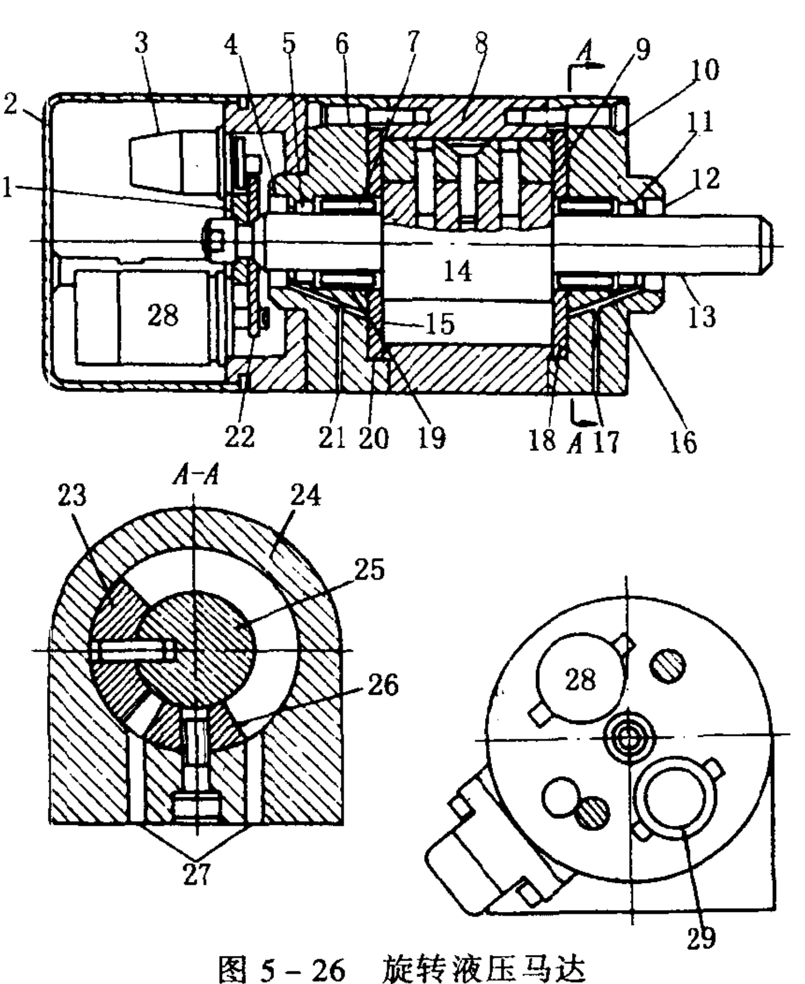


图 5-26 旋转液压马达

1、22-齿轮 2-防尘罩 3、29-电位器 4、12-防尘圈 5、11-密封圈 6、10-端盖 7、13-输出轴 8、24-壳体 9、15-钢盘 14、15-转子 16、19-滚针轴承 17、21-泄油孔 18、20-O 形密封圈 23-转动叶片 26-固定叶片 27-进出油孔 28-解算器

叶片上，使转子转动。固定叶片防止液压油短路。通过一对消隙齿轮带动的电位器和一个解算器给出位置信息。电位器给出粗略值，精确位置由解算器测定。这样，解算器的高精度，小量程就由低精度大量程的电位器予以补偿。当然，整个的精度不会超过驱动电位器和解算器的齿轮系的精度。

5.6.3　电液伺服阀

电液伺服阀实际上相当复杂。它主要有两种类型，图 5－27 的喷嘴挡板伺服阀和图 5－28 的射流管伺服阀。大多数工业机器人使用喷嘴挡板阀，但比较便宜的射流管阀也已得到应用。射流管阀的厂家认为它比喷嘴挡板阀具有较高的可靠性和效率。

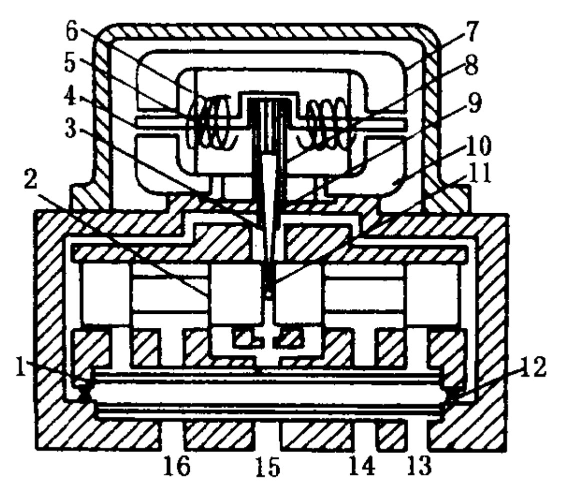


图 5－27　喷嘴挡板伺服阀的剖视图

1－过滤器　2－滑阀　3－喷嘴　4－衔铁　5－线圈　6－磁钢　7－上极靴　8－柔性管　9－挡板　10－下极靴　11－反馈弹簧　12－节流孔　13－高压油口　14、16－液压缸　15－回油

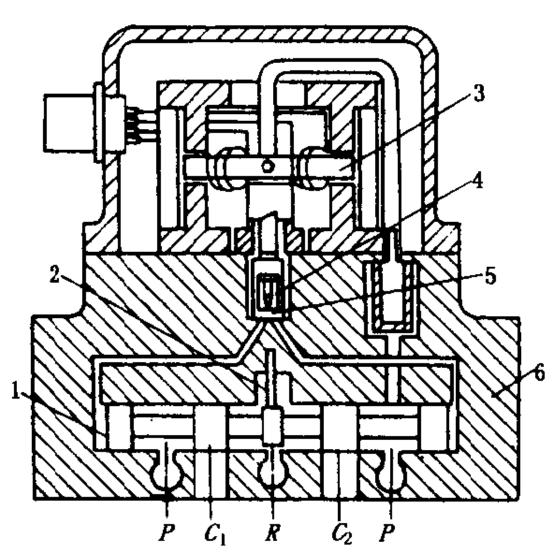


图 5－28　射流管伺服阀

1－第二级滑阀　2－反馈弹簧　3－衔铁　4－第一级射流管　5－接受门　6－阀体

在这两种阀中，改变液流方向只要几毫秒。每种阀都有一个力矩电动机，一个前级液压放大器和一个作用于第一级的四通滑阀，力矩电动机有一个衔铁，它带动一个挡板阀或一个射流管组件，以控制流向第二级的液流，此液流控制滑阀运动，滑阀则控制

流向液压缸或液压马达的大流量液流,在力矩电动机中,用一相当小的电流去控制油流,从而移动滑阀去控制大流量。

1. 喷嘴挡板伺服阀　在喷嘴挡板伺服阀中,挡板接在衔铁中部,挡板从两个喷嘴中间穿过。在喷嘴与挡板间形成两个可变节流口。电流信号产生磁场,它带动衔铁和挡板,开大一侧的节流口而关小另一侧的节流口。这样就在滑阀两端建立起不同的油压,从而使滑阀移动。由于滑阀移动时,它压变了抵抗运动的反馈弹簧。当油压差产生的力等于弹簧力时,滑阀即停止运动。滑阀的移动打开了主活塞的油路,从而按所需的方向驱动主活塞运动。

2. 射流管伺服阀　射流管伺服阀与喷嘴挡板伺服阀的不同点在于,流向滑阀的液流是受控的。当力矩电动机通电时,它使衔铁和射流管组件偏转,流向滑阀一端的油流多于流向另一端的油流,从而使滑阀移动,否则流向两边的液流量基本上相等。射流管伺服阀的优点在于油流控制口的面积较大,不容易被油液中的赃物所堵塞。为了清除油中的杂质,液压系统的一个重要问题是需要有过滤器。在制造过程中粗心,会从焊点或从油缸、管道及活塞粗糙处掉下来几微米直径的颗粒。为了减少敏感的伺服阀堵塞的潜在危险,需要对油过滤和经常清洗过滤器。

5.6.4 闭环伺服控制

精确的液压伺服控制系统是用图 5 - 29 的闭环伺服系统实现的。通常用运算放大器做成的伺服放大器向液压伺服系统中的电液伺服阀提供一个电信号。由电信号控制先导阀再控制一级或两级液压放大器,产生足够动力去驱动机械部件。

装在机械驱动装置上的电位器或编码器产生一个输出信号,此信号被送回到比较器。在重复方式下,编码器的输出与存储器的输出相比较,误差信号被送到伺服放大器作为控制信号。当编码器输出信号等于存储器中的命令信号时,伺服阀即被关闭,机械装置运动停止。在计算机控制系统中,比较器和存储器是计算机

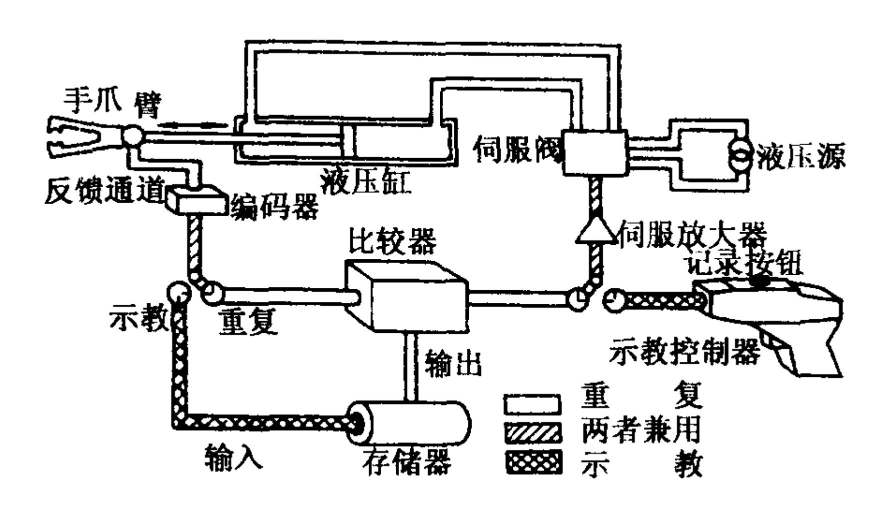


图 5－29　简化的液压伺服系统原理图

的一部分。

图 5－29 是示教控制。存储器和比较器用于示教。图中仅示出了机器人的一个自由度。

5.6.5　对液压机器人示教

在对液压机器人示教时，利用辅助阀或其它办法将液压系统卸荷，使机器人操作员便于操作。在某些系统中，"示教"开关使所有的辅助阀和旁路阀打开，以便操作员能手动引导机器人动作。尽管液压系统可以卸荷，但操纵一个机器人的手臂仍然是困难的。所以在某些系统中用弹簧来平衡机器人手臂的自质量。

由于机器人的手臂是由操作员控制走过一个环路，计算机就可以记录各关节在轨迹选定点上的坐标，或者由计算机沿轨迹周期性采样。所有关节的坐标同时被采样，存储在计算机的存储器中或系统的磁盘里。示教结束后，操作员可以用再现方式，机器人即可按照与示教方式相同的顺序走过所有的点（包括示教中的错误）。

在新近的某些机器人中，采用完善的示教手臂。它有与实际机器人完全相同的位置传感器，但运动要轻便的多。尽管机器人手臂是经平衡的，它仍然有相当的质量，在示教时平稳启动和停止还很困难。轻量化的示教手臂可避免这一困难，并使操作员能以

较高的速度和精度示教机器人。在示教过程中,示教手臂装在实际手臂的旁边,并保持确定的距离。由计算机程序提供实际手臂与示教手臂的距离,从而为整个示教运动计算必要的修正量。

5.6.6 液压动力源

液压系统的动力源是一个恒速电动机驱动的液压泵。压力为10~14MPa。液压油利用自来水进行冷却,水经过液压油箱中的盘管回到水池中去。

为防止污染的油损坏灵敏的电液伺服阀、液压缸和液压马达,对油必须过滤。液压系统内部脱落下来的颗粒直径只有几微米,如不予以清除则可能使阀粘住或堵塞。

5.6.7 液压驱动的优缺点

用于控制液流的电液伺服阀相当贵,而且需要经过过滤的高洁净度的油,以防止伺服阀堵塞。使用时,电液伺服阀是用一个小功率的电气伺服装置(力矩电动机)驱动的。力矩电动机比较便宜,但这点便宜并不能弥补伺服阀本身的昂贵,也不能弥补系统污染这一缺陷。由于压力高,总是存在漏油的危险,14MPa的压力会迅速地用油膜覆盖很大的面积,所以这是一个必须重视的问题。这样一来,所需的管件就很贵,并需要良好的维护,以保证其可靠性。

由于液压缸提供了精确的直线运动,所以在机器人上尽可能使用直线驱动元件。然而液压马达的结构设计也很精良,尽管其价格要高一些,同样功率的液压马达要比电动机尺寸小,当关节式机器人的关节上必须装液压马达时,这就是一个优点。但为此确要把液压油送到回转关节上。目前新设计的电动机尺寸已变得紧凑,质量也减小了,这是因为用了新的磁性材料。尽管较贵,但电动机还是更可靠些,而且维护工作量小。

液压驱动超过电动机驱动的根本优点是它的本质安全性。在

像喷漆这样的环境中，对安全性提出了严格的要求。

因为存在着电弧和引爆的可能性，要求在易爆区域中所带电压不超过9V，液压系统不存在电弧问题，而且在用于易爆气体中时，无例外总是选用液压驱动。如采用电动机，就要密封。但目前这种电动机的成本和质量对需要这种功率的情况是不许可的。

5.7　气压致动

在所有致动方式中，气压致动是最简单的，其应用范围很广。气动执行元件既有直线气缸，又有旋转气动马达。

有不少机器人制造厂家用气动系统制造了很灵活的机器人。在原理上，它们很像液压致动，但细节差别很大。它的工作介质是高压空气。气动控制阀要简单些，而且便宜得多，工作压力也低很多。

多数的气压驱动是完成档块间的运动。由于空气的可压缩性，实现精确控制是困难的。即使将高压空气施加到活塞的两端，活塞和负载的惯性仍会使活塞继续运动，直到它碰到机械档块，或者空气压力最终与惯性力平衡为止。

可以用机械档块实现点位操作中的精确定位，0.12mm 的精度很容易达到。气缸与档块相加的缓冲器可以使气缸在运动终点减速，以防止碰坏设备。操作简单是气动系统的主要优点之一。由于它简单、明了、易于编程，所以可以完成大量点位搬运操作任务。点位搬运是指从一个地点抓起一件物体，移动到另一指定地点放下来。

用气动伺服实现高精度是困难的，但在能满足精度的场合下，气压致动在所有机器人中是质量最轻、成本最低的。

一种新型的气动马达——用微处理器直接控制的一种叶片马达，能携带 215.6N 的负载而又获得高的定位精度(1mm)。这一技术的主要优点是成本低。与液压致动和电动机致动的机器人相

比，如能达到高精度、高可靠性，气压致动是很富有竞争性的。

气压致动的另一大优点是有积木性。由于工作介质是空气，很容易给各个致动装置接上许多压缩空气管道，并利用标准构件组建起一个任意复杂的系统。

气动系统的动力源由高质量的空气压缩机提供。这个气源可经过一个公用的多路接头为所有的气动模块所共享。安装在多路接头上的电磁阀控制通向各个气动元件的气流量。在最简单的系统中，电磁阀由步进开关或零件传感开关所控制。可将几个执行元件进行组装，以提供 3～6 个单独的运动。

可编程控制器常用于气动系统的控制。这类控制器通常是用微处理器编程，以等效于继电器系统，继电器系统已是众所周知。对继电器系统而言，可编程控制器比学习微处理器编程要简单些，所以许多简单的控制操作都采用可编程控制器。

气动机器人也可像其它机器人一样示教，点位操作可用示教盒控制，示教盒上有控制开关，用来按任务顺序移动机器人。

5.8 电气致动

电动机是机器人致动系统中的执行元件，常采用步进电机、直流伺服电动机或无刷电动机。近年来，直流伺服电动机的地位正被无刷电动机所取代，这是由于后者有更高的转矩质量比和转矩体积比，另外，不需要定期维修，并可以用在防爆的场合。

近年来，步进电动机技术取得了长足的进步，使得它们与无刷电动机的原理与驱动方法很接近，尤其是步进电动机的闭环应用（也称混合伺服），极大地提高了它们的性能，使它们的应用越来越广泛。

5.8.1 步进电动机

步进电动机经常用在开环控制系统中。它们能提供较大的低

速转矩，一般可达5倍于相同尺寸的直流伺服电动机的连续转矩，2倍于无刷电动机的转矩，这有可能消除减速箱，而构成直接驱动系统。主要有三种步进电动机：

1. 永磁式步进电动机 图5-30给出这类电动机的原理及外观。

它是一个低成本、低力矩、低速度设备，主要应用于计算机外围设备中（打印机、磁盘驱动器等）。它的圆柱形转子由N-S极交错的永磁铁组成，定子线圈在环形分配器控制下，顺序通电时，如电磁铁原理，使转子一步一步地转动。这种电动机步距角大，有共振效应，低速性能差，也容易失步。当然这些缺点在闭环控制时能被克服。

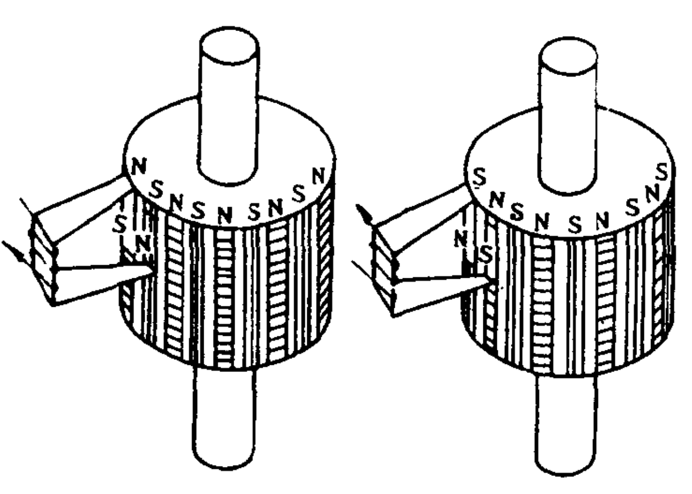


图5-30 永磁式步进电动机原理

2. 变磁阻步进电动机(VR motor) 图5-31表示了这类电动机的结构特点。

它的转子是齿形截面，由导磁材料构成。定子线圈在环形分配器控制下顺序通电，转子为维持最小磁阻而一步步转动起来。

由于这类电动机没有永久磁铁，故而它们没有维持转矩。另外，同样由于无永久磁铁，使得它们不敏感于电流极性。这导致了特殊的驱动方式。

3. 混合式步进电动机 图5-32表示了混合式步进电动机的径向截面。图5-33给出了混合式步进电动机实例。它的名字来源于它的结构是上述两种步进电动机的结合。它在工业中应用最广。混合式步进电动机有2相和5相之分。下面通过一个每转12步的最简单混合式步进电动机模型来说明它的工作原理。

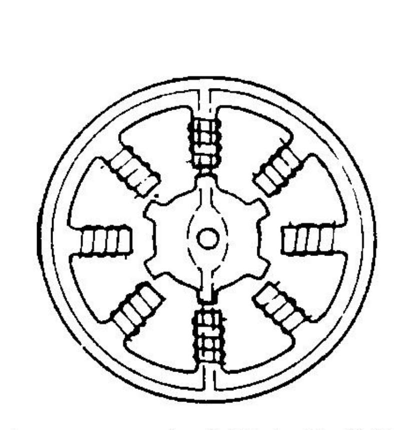


图 5-31 变磁阻电动机结构

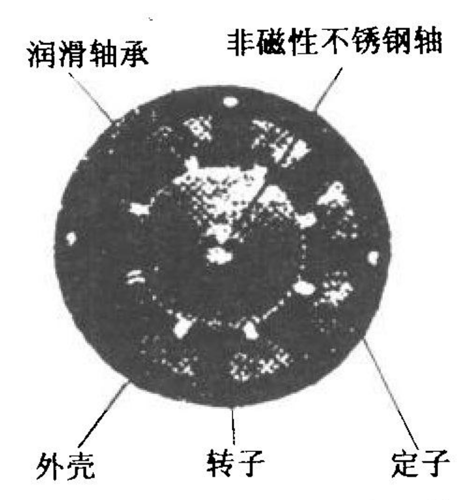


图 5-32 混合式步进电动机截面

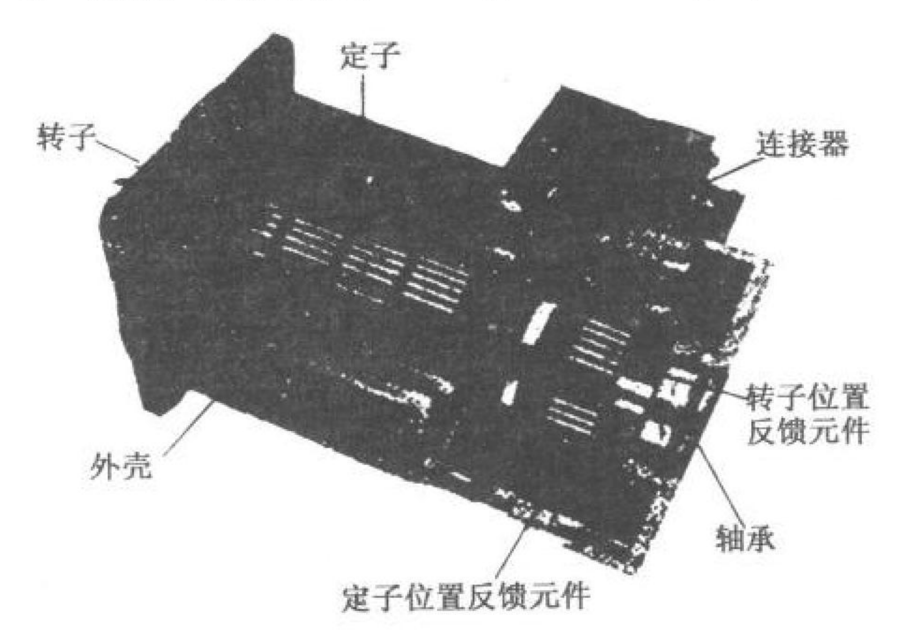


图 5-33 混合式步进电动机

如图 5-34 所示，它的转子是由两个极片构成，每极片有三个齿，两极片分别是 N 极、S 极的永磁铁。在两极片中间是一个沿轴磁化的磁铁，一端为 N 极，另一端为 S 极。

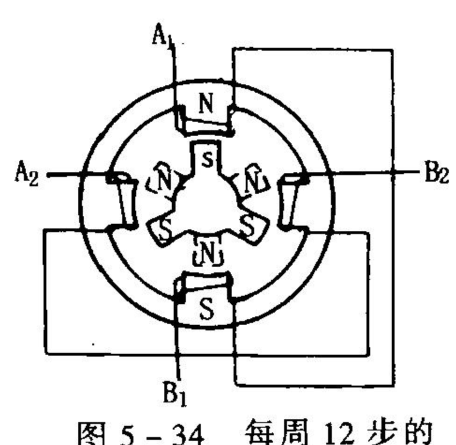


图 5-34 每周 12 步的混合步进电动机

定子是由 4 个齿组成，彼此相隔 90°，线圈绕在定子齿上，并且成对相连结，A_1-B_1，A_2-B_2。

如果没有电流通过,转子永久磁铁欲维持最小磁阻,需使这对转子产生一个维持这个位置的转矩。显然,它有12个这样的位置。

如果电流如图5－35(a)所示通过定子一对绕组,结果产生了一个转矩,它远大于维持转矩。显然,因为转子有三个S极(N极)齿片,所以只有三个稳定位置。

当电流如图5－35(b)所示仅通过定子第二对绕组时,定子磁场转过90°,并吸引新的一对转子极片,这使转子旋转了30°,对应于一全步长。

如图5－35(c)所示,仅第一绕组通电,但电流方向与图(*a*)时相反,定子磁场继续转过90°,并使转子转过30°。如图5－35(d)所示,仅第二绕组通电,但电流与图(b)时相似,同理,使转子转过30°,这样转子转过了三步共90°,显然,如同上面顺序,继续轮流通电经三个循环,转子转过12步,共360°。

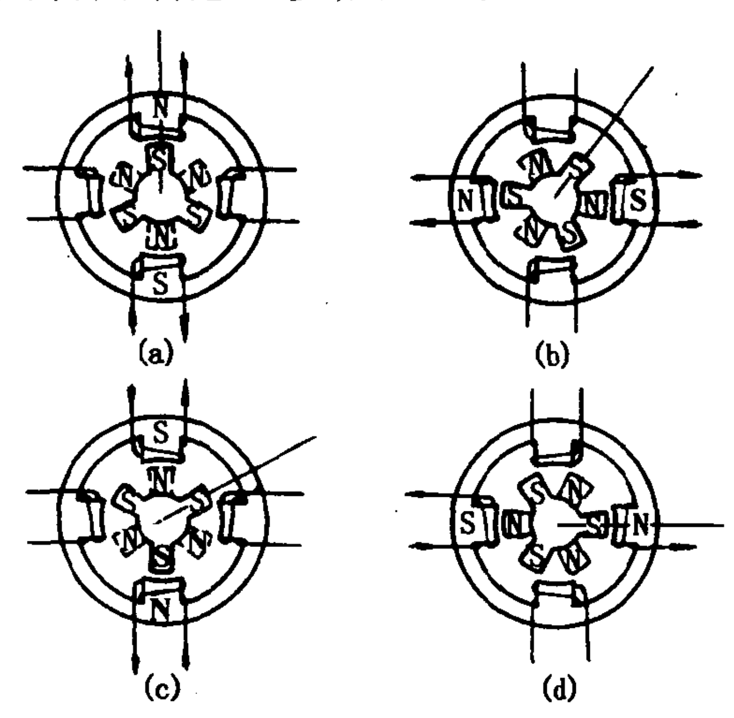


图5－35　仅一相励磁时全步长工作

如图5－36所示,如果定子两绕组同时通电,且保持两相电流相等,转子将转过一半位置,因为它被两个定子极吸引,而且力相等。由于每次定子磁场转过90°,转子仍每步30°(全步长),但

此时输出转矩,较单相通电时大的多,因为定子所有齿极都作用于转子。

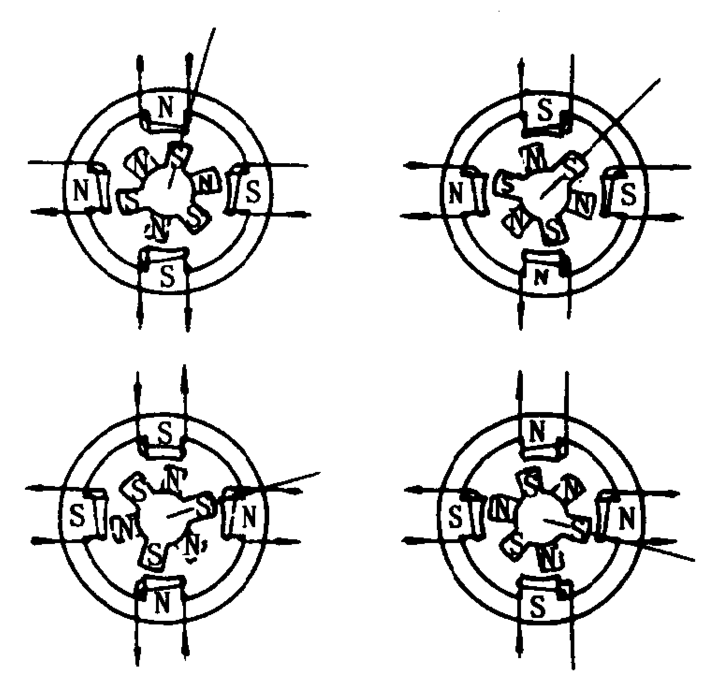


图 5-36 两相同时通电

下面我们来讨论步进电动机的微步驱动(细分原理)。

一个步进电机的全步距角是由它的物理结构确定的。如果采用适当的驱动方法,可以将步距角分成若干等份。每次仅转过这等份后的小角度,称为步进电动机微步驱动或细分。

细分后不但低速性能极大地提高(更平稳),而且步进电动机的位置也得到极大改善。

仍以上述步距角为 30°的步进电动机为例。图 5-37 表示了交替给一个绕组和两个绕组通电的情况(两绕组电流相等)。转子每次只转过 15°,称为半步距。

如果每次都给两绕组同时通电,但电流不相等,转子将朝着更强的定子极移动一个角度。利用这个原理来实现细分。一个基本步距角可以被两个绕组电流比来细分。例如一个 200 步/360°步进电动机(步距角 1.8°),细分 500 后,每转为 100 000 步。两绕组电流近似于正弦波,但相位差 90°,如图 5-38 所示。

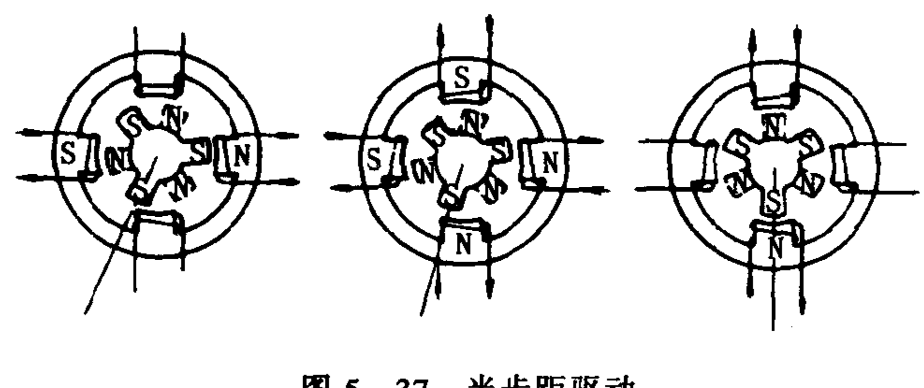


图 5 - 37　半步距驱动

相1电流: 0

相2电流: 0

图 5 - 38　微步驱动电流

利用两个绕组电流比来细分一个基本步距，这将在一个基本步距内产生一系列中间位置，称为微步距。显然，这一系列微步距是相等的，而且产生近似相等力矩。这些要求是由电流控制设备实现的。为精确实现电流比，几乎无例外地采用 PWM（Pulse Width Modulation）方式作为电流放大器，它有更高精度，能保证每个微步距相等。

一般地说，每相电流的波形近似为正弦波，但并不是正弦波电流对所有步进电动机都有最优的响应。实际上，电流驱动装置应能产生三种电流波形，如图 5 - 39 所示。

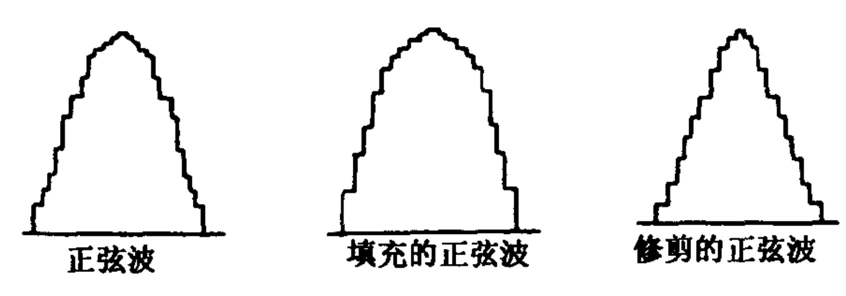


图 5 - 39　微步距驱动时电流波形

这三种波形的区别是后两种波形在第一种波形(正弦)加、减三次谐波而成。这三种电流波形的离散值,存储在 EPROM 中,可以根据需要调用它们。

5.8.2 步进电动机驱动

图 5-40 表示了两相步进电动机驱动电路框图。每个指令脉冲,代表了一个步距角(由使用的步进电动机决定),所以指令脉冲的个数代表了要求电动机转过的角位移。指令脉冲序列的间隔,等效为电动机转速。

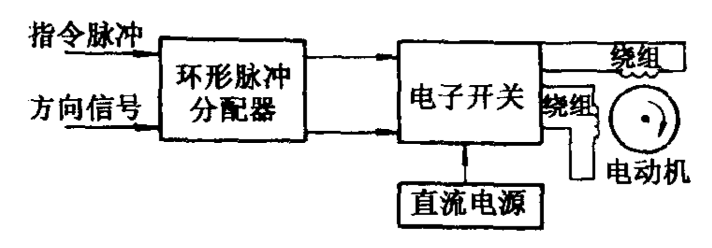


图 5-40 步进电动机驱动电路框图

方向信号也是属于指令信号,它为高电平时电动机正转,低电平时电动机反转。

环形脉冲分配器是根据方向信号的要求,来控制电子开关的顺序,使电动机正转或反转。

电子开关是在环形分配器控制下,把直流电源与要求的电动机绕组接通,产生驱动电流。根据电子开关的原理,实现方法不同,有不同的驱动方法。电子开关由功率场效应晶体管(MOS-FET)构成,早期产品是由大功率晶体管构成。

1. 感性负载驱动　电动机绕组是由电感和电阻组成,当电子开关接通绕组的直流电源时,电流显然按指数曲线上升到稳态值 U/R。为加快电流上升过程,可串联一个电阻并提高电压,如图 5-41 所示。这样做,显然稳态电流 $I=U/R=2U/(2R)$不变,但后者电路时间常数减小 1/2,即由 L/R 变为 $L/(2R)$,带来的好处是电流上升加快了一倍(输出转矩显得干脆),但外加电阻上要

消耗很多功率,所以这样的电路仅适用于小功率场合。

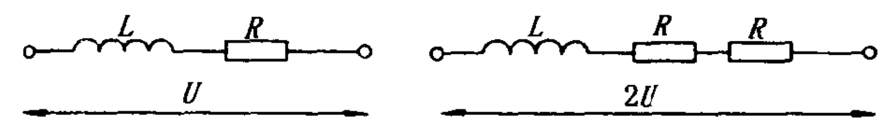


图 5-41　感性负载驱动原理

2. 续流斩波驱动(Recirculating Chopper Drive)　图 5-42 表示了这种驱动原理。

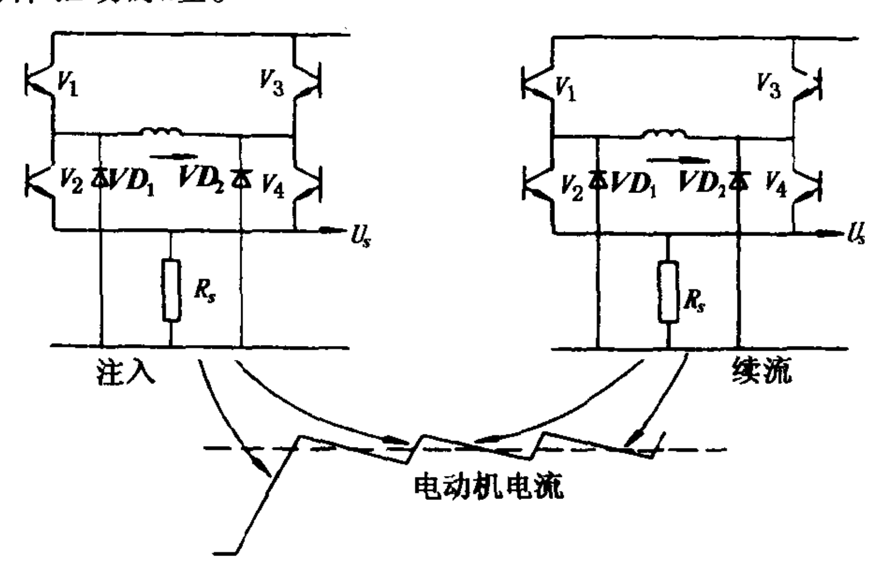


图 5-42　续流斩波驱动

大多数步进电动机采用这种驱动方法。它是由 4 个功率电子开关器件(大功率晶体管或 MOSFET)组成一个桥式电路。有两个续流二极管和一个小电阻,其阻值小于 0.1Ω。这个小电阻提供一个反馈电压,以精确控制电动机电流。

当桥臂上的一组开关接通时,如 V_1, V_4 导通,电流从左向右注入电动机绕组,以全部电源电压加到绕组上(包括 R_s),电流将近似直线上升,当达到要求值(由 $V_s = IR_s$ 得)上部开关断开,存储在电动机绕组中的能量将通过 V_4, VD_1 续流,使电流在要求的水平上缓慢降低,当它低于要求值时, V_1 再接通,重复以上过程,使电流保持在要求的水平上。

此外,对步进电动机的微步驱动,要采用 PWM 功率放大电

路，以精确地保证绕组中的电流比。已有这样的产品可供选择。

5.8.3 直流伺服电动机

在80年代中期以前的一些自动化设备，如机器人、数控机床等，广泛采用直流伺服电动机作为执行机构。这是因为直流伺服电动机易于控制（在磁场恒定时，电流正比于输出转矩等），有较理想的机械特性。

但它们也有一些缺点，如需要定期维护，转速不能太高，功率不能太大，它们的功率体积比和功率质量比不高等。近年来，新发展起来的交、直流伺服电动机克服了上述缺点，并保留了直流伺服电动机的优点，因此在一些现代化设备中，无刷电动机取代了直流伺服电动机，但直流伺服电动机的原理是新技术的基础，它们的良好特性，曾使它们独领风骚。

图5-43表示了直流伺服电动机原理。直流伺服电动机的定子磁场是由永久磁铁构成。为获得更强磁场，大多采用稀土磁钢。图中电枢线圈仅有一组，在图示位置上，线圈产生的磁场与定子磁场正交，此时给出最大转矩。为使转矩连续，尽量减小波动，显然，电枢中应有多组线圈，且彼此相隔相同角度。机械式换向器（由石墨制的电刷和铜片组成）确保每组线圈在最合适的时刻通电，以产生正交磁场。

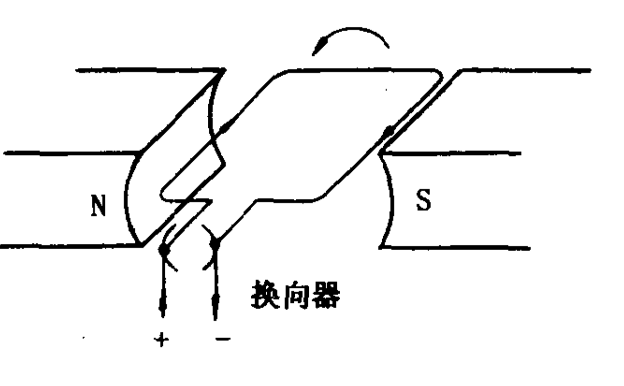


图5-43 直流伺服电动机原理

实际上，为实现上述原理而构成的真实的伺服电动机有三种类型。

1. 铁心式直流伺服电动机　图5-44给出了它的结构。它的定子磁场是由永久磁铁产生的。电枢是开槽的铁心，线圈在槽中。它的转动惯量大，电动机电感大，可靠性高，成本低，是应用最

广的一种直流伺服电动机。

2. *表面绕组永磁直流伺服电动机*

表面绕组永磁直流伺服电动机是研制中的一种快速响应电动机。电枢绕组不是放在槽中，而是绕在圆柱形转子表面。转子用钢片叠成，以减少涡流损耗。然而由于没有槽，所以没有齿槽效应。这种电动机的电感较大，外形尺寸大，成本也较高，而且需要比铁心式电动机更大些的磁钢。图 5－45 为这种电动机的横截面。

图 5－44　铁心式直流伺服电动机结构

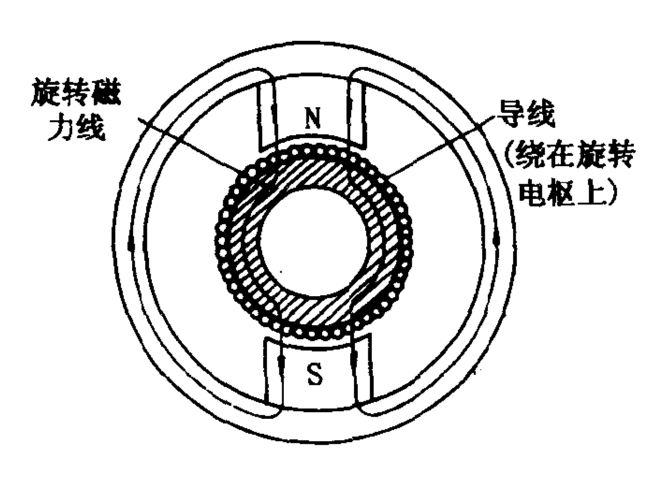


图 5－45　表面绕组电动机结构

3. *动圈式永磁直流伺服电动机*　为了减小电枢电感和转子转动惯量，在动圈式永磁直流电动机中去除了电枢的磁性材料，而用非导磁和非导电材料(如环氧树脂或玻璃纤维)支承电枢绕组。由于没有磁性材料提供磁通路，所以要用较强大的磁场，以获得必要的力矩。

这种电动机称为动圈式永磁直流伺服电动机，它可为高性能系统提供快速执行元件。其电枢电感通常小于 100μH。其原理图如图 5－46 所示。

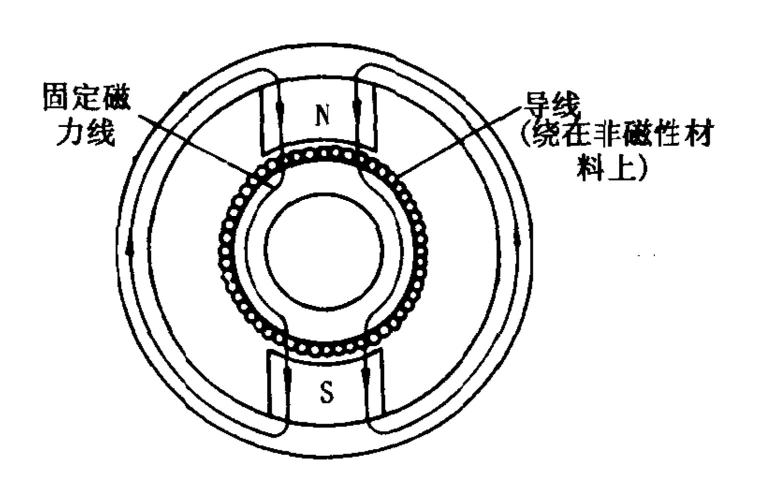


图 5-46 动圈式永磁直流伺服电动机

5.8.4 直流伺服电动机驱动

1. 线性伺服放大器 对于小功率直流伺服电动机,可以采用线性功率放大器来驱动,如图 5-47 所示。功率放大器输出电压加到电动机电枢两端,可以按要求线性改变。于是,电动机转速也就线性地变化。这类放大器优点是无死区,频带宽,反应速度快,对电网的电子噪声也很小。但它的功率管要产生许多热能,需要很好地散发热量。一般其功率不超过几十瓦。图 5-48 是一个线性功率放大器的实例。图中 LM12 集成电路为美国国家半导体(National Semiconductor)公司产品。

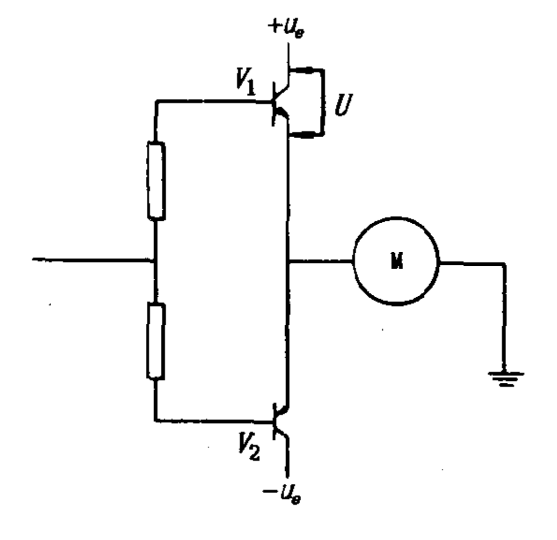


图 5-47 线性功率放大器

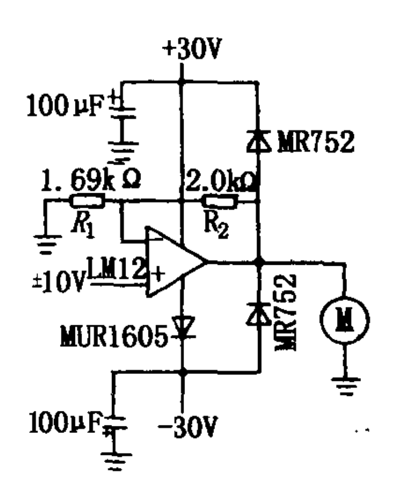


图 5-48 一个实际的功率放大器

2. 开关型放大器　尽管开关型放大器有死区，对电网干扰大，但它的效率高，是驱动大功率电动机的唯一方法。早期的开关型放大器功率器件是由普通晶闸管组成，近年来已被大功率晶体管或场效应管组成的 PWM 功率放大器所取代。

目前，技术上有两种方法采用开关型放大器构成驱动系统。

(1)模拟驱动。图 5-49 是模拟式驱动系统。由图可见，这是双闭环系统，电流环作为内环控制电动机电流(输出转矩)，速度环是外环，控制电动机转速。一般情况下，速度给定为 +10V 和 -10V，对应电动机最大正、反向转速。速度给定与电动机速度呈过零点线性关系。图中点划线框是一个产品，称为速度伺服放大器或速度单元。

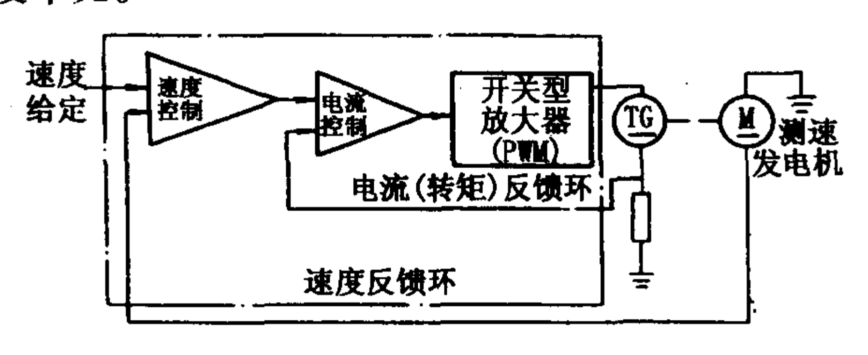


图 5-49　模拟驱动系统

(2)数字式驱动。图 5-50 给出了数字式驱动系统的组成。可见它是位置控制系统，也是由两个反馈环组成，内环仍为电流环，外环为位置环。专用位置控制芯片是 32 位(或 16 位)单片机，而且将 PID 算法固化进芯片。用户仅需要选择比例、积分、微分系数，芯片能以很高的速度自动读码盘的当前位置，并且产生位置

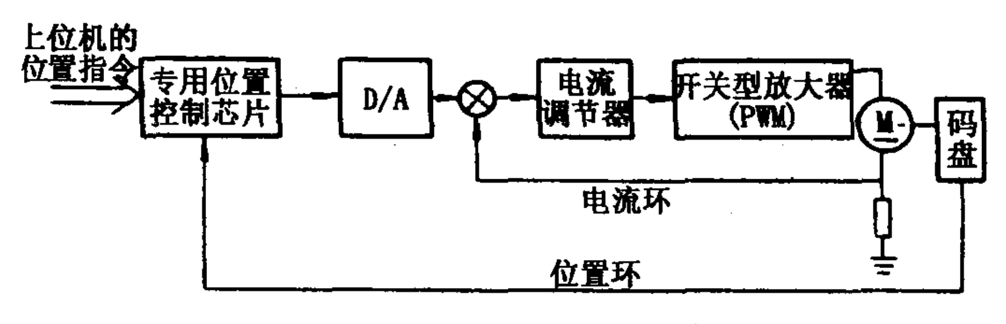


图 5-50　数字式驱动系统

误差信号和控制作用信号。

D/A 将控制作用信号转变成模拟信号,并作为电动机电流的给定值加到电流环上。如电流调节器有积分作用,它能无差地跟踪给定电流(认为是阶跃信号)。

完成这样作用的位置控制芯片有许多种,其中美国国家半导体的 LM628 就是其中一种。国内许多单位已开发出基于此芯片的位置控制系统。图 5-51 是 LM628 的应用实例。

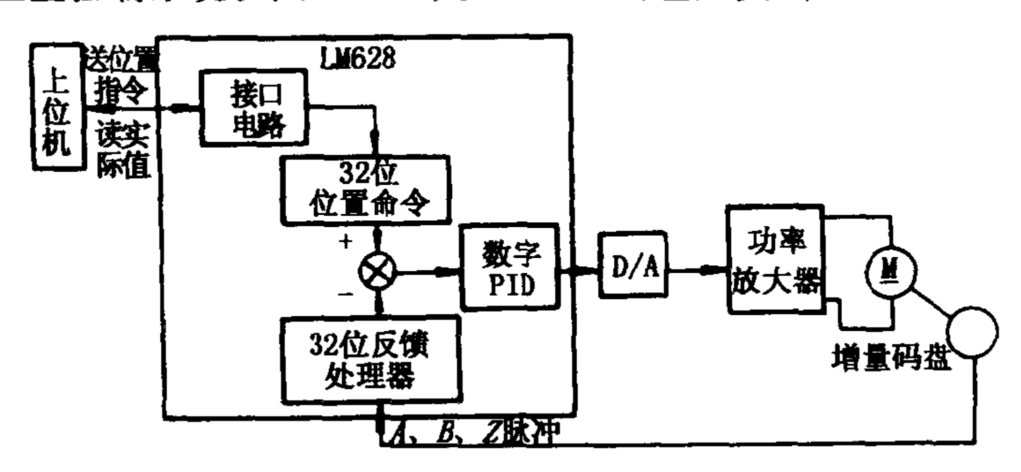


图 5-51 LM628 用于位置控制

用于数字式驱动系统的产品有两种形式:其一如图 5-50 所示,除电动机码盘外,集成为一个产品。许多国外产品是这种形式。其二是以两种产品组成图 5-50,即专用芯片控制部分(如图 5-51)是一种产品,后面的电流环控制部分又是一种产品,可以选择这两种产品,以构成这个系统。

5.8.5 无刷电动机

1. *无刷电动机原理* 无刷电动机是近几年发展起来的并得到迅速推广使用的电动机。在当前的机器人驱动中无刷电动机处于主导地位。

直流伺服电动机有三大缺点,即需维护、转速低(通常低于 2000r/min)、功率体积(质量)比不高等。这是由于其结构特点造成的。其热惯性也大,埋在转子槽中线圈热量只能通过转子轴、轴

承传导出去，以及通过转子、定子之间狭小气隙以对流方式散热。总之，发热元件（绕组）所处的几何位置不利散热，所以与同功率无刷电动机相比，它必须选用更粗的绕组导线，导致了更大的体积。

能否把直流伺服电动机的转子和定子位置互换呢？答案是肯定的，并形成了无刷电动机。

图 5－52 给出了无刷电动机原理图。由图可见，转子是由永久磁铁组成，定子有绕组线圈，可以通过机壳把绕组热量散发出去。因此，同功率的无刷电动机体积质量比较直流伺服电动机小的多，或者说同体积电动机，无刷电动机功率远大于直流伺服电动机。

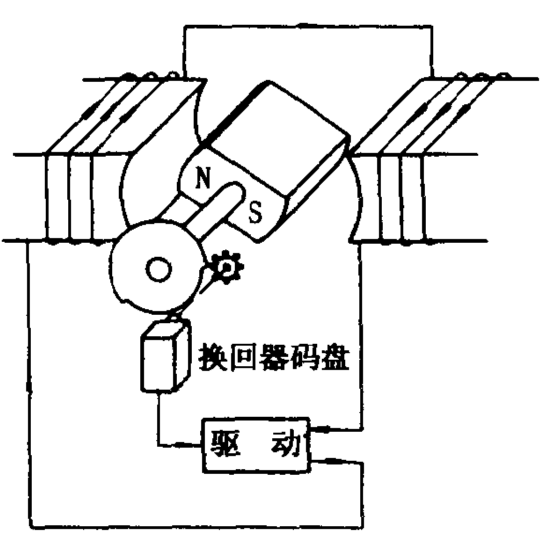


图 5－52　无刷电动机

像直流伺服电动机一样，无刷电动机也需要有绕组电流的换向功能，但不是由机械式换向器实现。由于绕组接到外部的驱动电路上，驱动电路可以根据转子位置信息来决定绕组的通电情况，这样就解决了换向问题，又省去了电刷，故称为无刷电动机。它因无刷，不需要定期维护，可靠性更高；也不必考虑电刷机械磨损而限制电动机转速，因而它有更高转速。同时克服了大电流在机械式换向器换向时的困难（易产生火花、电蚀），因而可以制造更大容量的电动机。

实际上，无刷电动机转子轴上连有光码盘或霍尔效应元件，以检测转子的位置。与直流伺服电动机不同，它不能直接连上直流电源来驱动，驱动电路提供的电流必须根据转子的位置来改变方向。实际上，它们是被交流电驱动的。

一台实际的直流电动机，其转子上有许多组线圈，它解决了转矩的波动，使输出转矩更平稳。那么，能否保持同样多的绕组在无刷电动机的定子上呢？如果这是可行的，当然也会得到平稳的力

矩输出优点。这对电机制造是可以做到的，但由于每一绕组应有其独立的驱动电路，这使得驱动电路过多，也过于复杂。一个折中的办法是无刷电动机定子上仅有三个绕组，也称为三相，如图 5－53 所示。当然，也有的无刷电动机定子只有两个绕组，即两相。对这两相无刷电动机的驱动电流波形有特殊要求，以获得平稳转矩。

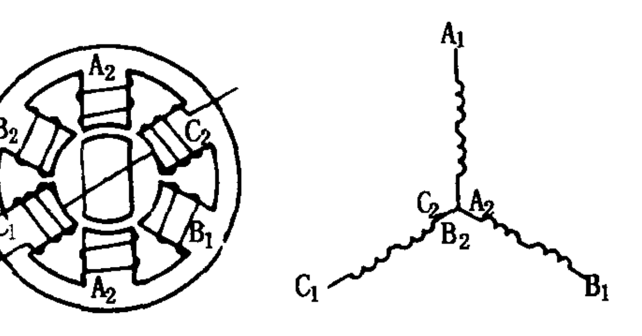


图 5－53 三相无刷电动机

通常，实际无刷电动机的转子是 4 极或 6 极的永久磁铁。转子极数增加，相当于增加了定子绕组，但不必增加驱动电路的数目。

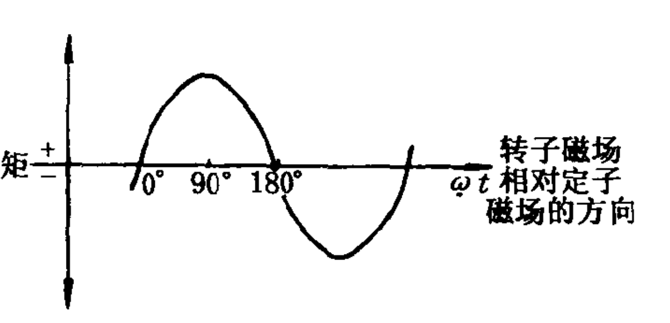


图 5－54 位置－转矩特性

仍以图 5－53 所示的三相无刷电动机为例，分析它的换向点。我们知道，定子磁场超前转子磁场时，有最大正向转矩，两者重合时，转矩为零。磁场相对位置与转矩特性如图 5－54 所示。

对于三相情况，不可能总是使定子磁场超前转子磁场 90°(以产生最大转矩)，但可以使定子磁场每次转 60°，保持定子磁场超前转子磁场 60°～120°，这个平均超前角是 90°，从而获得最大转矩。图 5－55、图 5－56 给出了换向点。

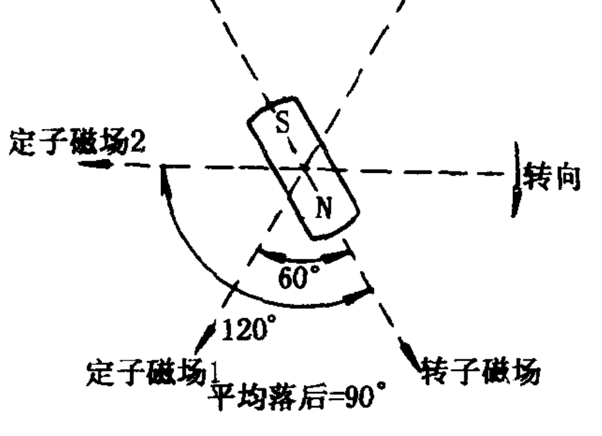


图 5－55 不同相电流时定子磁场位置

正如图 5－55 描述的时刻，定子磁场应从位置 1 到 2 使得超前角增加到 120°，并且保持着，直到转子到了位置 1 时，定子磁场继续向前运动 60°，总超前角又是 120°，这样继续下去，

保持着平均90°超前角,驱动转子转动。定子磁场每转60°对应一次换向。图5-55的情况对应于图5-56中的后两个图。

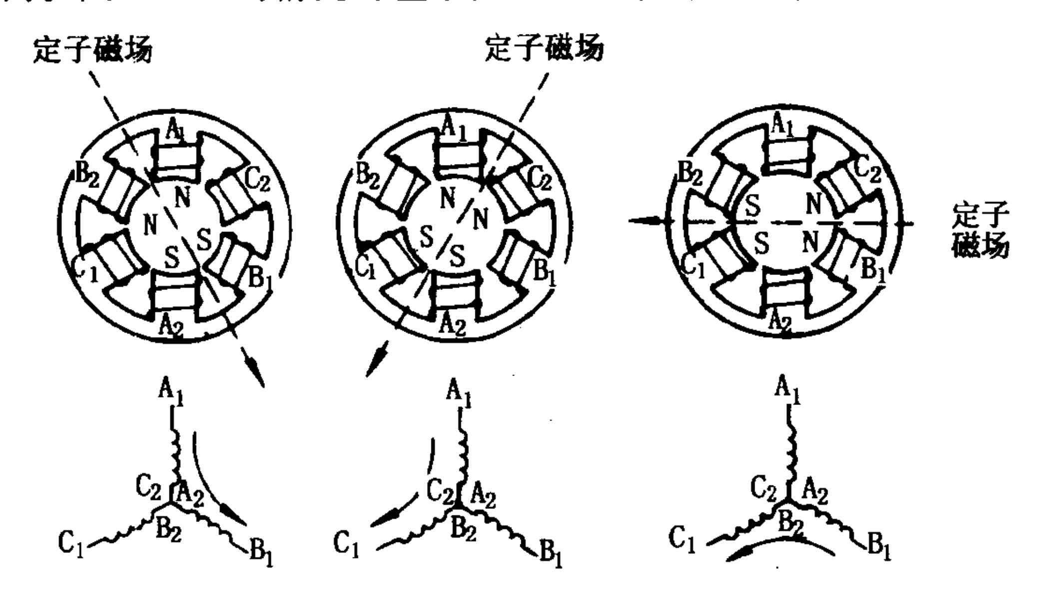


图5-56　转子换向点位置

2. 无刷电动机分类　目前,人们对无刷电动机的定义比较混乱,通过对其分类,可以明确一些概念和科学的称呼。

无刷电动机可以分为两类:梯形波电动机和正弦波电动机。前者也称为直流无刷电动机(DC brushless),后者称为交流无刷电动机或交流伺服电动机。

(1)直流无刷电动机(梯形波电动机)。从无刷电动机原理可以知道,它的绕组数仅2~3个(2或3相),这个数目远小于直流有刷伺服电动机定子绕组数目。因此,如何减小无刷电动机工作时转矩波动,是一个关键性问题。通过无刷电动机定子绕组的电流幅值越大,产生的转矩越大。为减小转矩波动,限制电流幅值,而呈平顶状,如图5-57所示。由梯形波代替正弦波来驱动电动机,简化了驱动

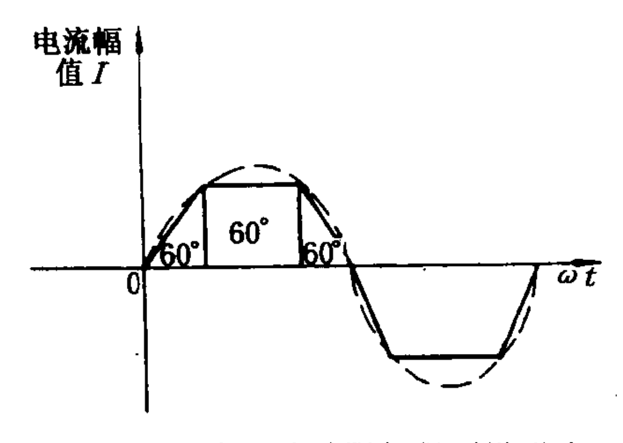


图5-57　由正弦波限幅得到梯形波

电路，但为进一步减小转矩波动，这种电动机的控制系统要有速度负反馈，这样通过速度负反馈的作用使转速平稳。

(2)正弦波电动机(交流无刷伺服电动机)。顾名思义，它是由正弦波电流驱动的。对三相情况，电流相位差 120°，而且这三相电流是随转子位置不同而不同的。也就是说，转子的位置检测需要更精确，驱动电路也比梯形波电动机的更复杂，但却代表着无刷电动机的最高水平，因为它能保持恒定转矩输出。为便于理解，以两相正弦波无刷电动机为例，它的两个绕组通有正弦波电流，但相位差为 90°。如果当前转子位置为 θ 角，两个绕组中电流为和，$I\sin\theta$ 为 $I\cos\theta$，I 为给定的电流幅值，则一相绕组产生的转矩为

$$T_1 = I\sin\theta K_T\sin\theta = IK_T\sin^2\theta$$

式中，K_T 为电动机转矩常数，乘以 $\sin\theta$ 的理由是因为电流和磁通的相位移。

同理，另一相绕组产生的转矩为

$$T_2 = I\cos\theta K_T\cos\theta = IK_T\cos^2\theta$$

总的转矩 T 应为两者之和，即

$$T = T_1 + T_2 = IK_T\sin^2\theta + IK_T\cos^2\theta = IK_T(\sin^2\theta + \cos^2\theta) = IK_T$$

这说明转矩与转子位置 θ 角无关，而且是一个常值。

5.8.6 无刷电动机驱动

1. DC 无刷电动机驱动(梯形波电动机) 图 5－58 给出了一个 Y 形联结的 DC 无刷电动机驱动原理简图。它是一个双闭环系统，即电流环和速度环。对 DC 无刷电动机，速度环是不可省略的。从无刷电动机原理知道，它的转矩波动可能大于直流伺服电动机。高增益的速度环是提高转速平稳的必要手段。

定子中电流通道取决于转子位置和转向，电动机的换向码盘给出这个信息，并由逻辑电路适当选择大功率晶体管的开或关。

电流反馈信号是由串联在两相线圈绕组中的小电阻提供的，为给每相电流控制提供有用的参考信号，小电阻上电压信号必须

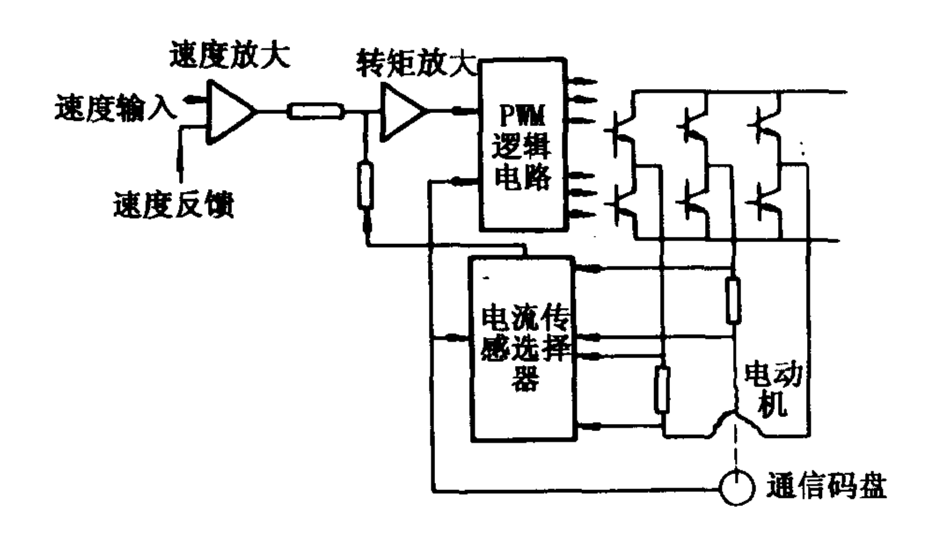


图 5-58　Y 形联结的 DC 无刷电动机驱动系统

被解码和组合,这些功能可由专门芯片完成。图 5-59、图 5-60 给出完成这样功能的实际电路。

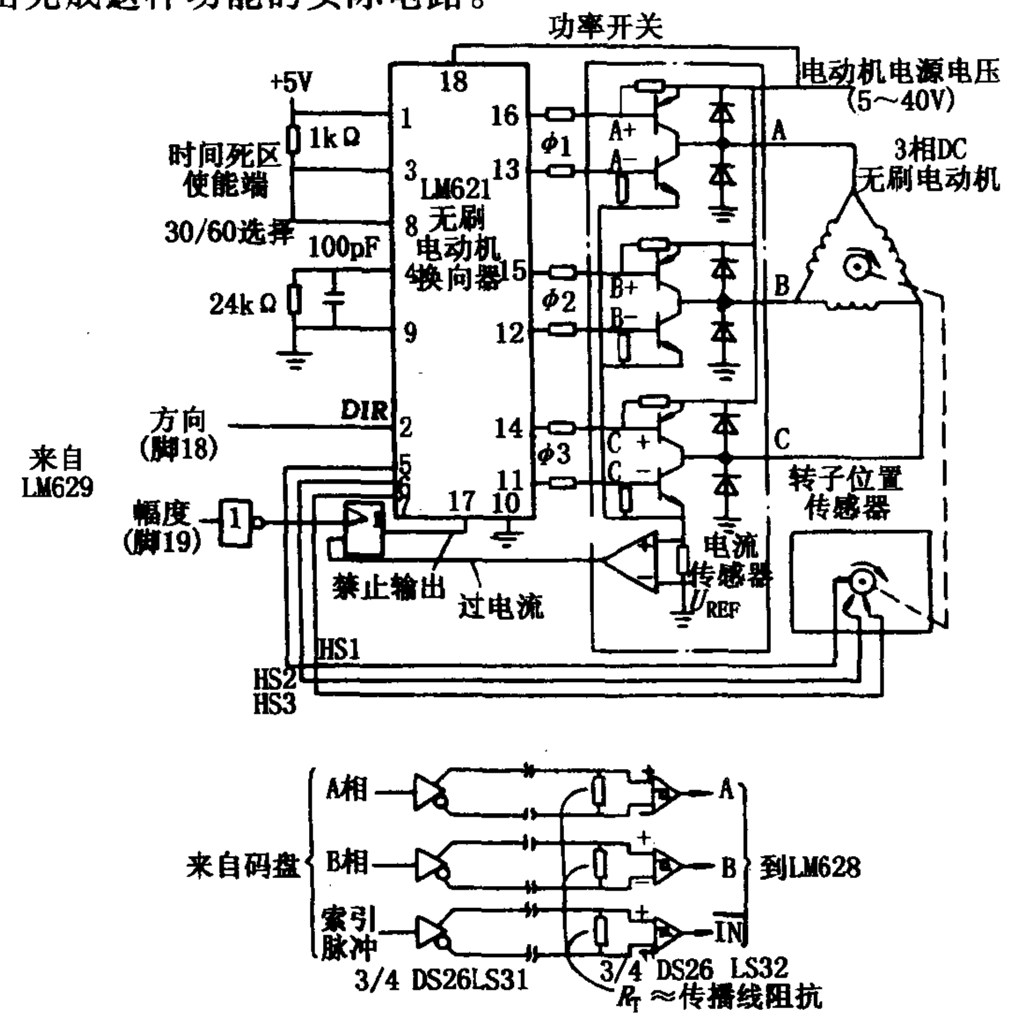


图 5-59　LM621 用于联结 DC 无刷电动机换相控制

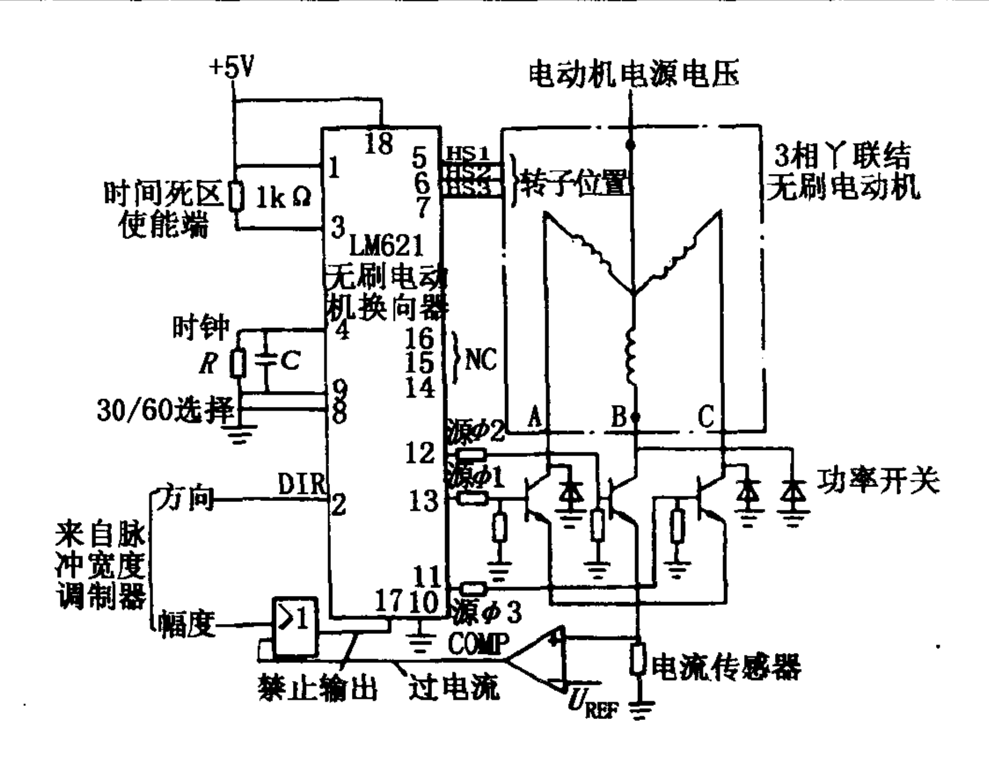


图 5-60 LM621 用于 Y 联结 DC 无刷电动机控制

2. AC 无刷电动机(正弦波电动机)驱动 实际的 AC 无刷电动机是两相或三相的,图 5-61 给出了一个两相 AC 无刷电动机驱动原理简图。

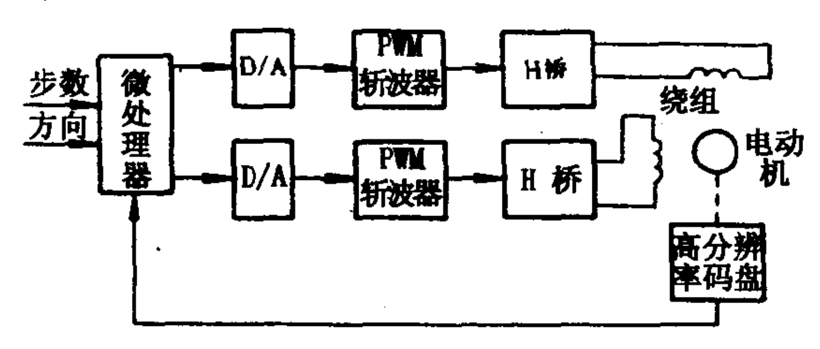


图 5-61 两相 AC 无刷电动机驱动原理

为驱动转子,需要在两个绕组中产生正弦和余弦电流。由高分辨率码盘可以获得转子瞬时位置,并以此为变量以查表方式确定两个绕组电流的相对值。为获得电流的绝对值,微处理器还必须乘上转矩命令的正弦值或余弦值,即 $I_dK_t\sin\theta$ 或 $I_dK_t\cos\theta$(其中 I_d 为要求的电流值;K_t 为电动机转矩常数)。

然后，D/A 转换器把上述结果变成模拟电压，并控制斩波放大器（见图 5－61），以保证所需的绕组电流。

给定信号仅为方向（正、反转）信号和步数，步数单位是码盘的分辨率。这样的系统，作为一个产品可以买到。它应用起来十分简单，就如同应用步进电动机一样，仅需给方向和步数信号。当然，大多数产品输入信号有两种形式，可供选择。一是用高低电平代表方向正负，用脉冲个数代表步数；二是用数字信号同时表示方向和步数。图 5－62 给出了美国 Gettys 公司的产品（电动机及驱动单元），它是具有上述功能的产品。

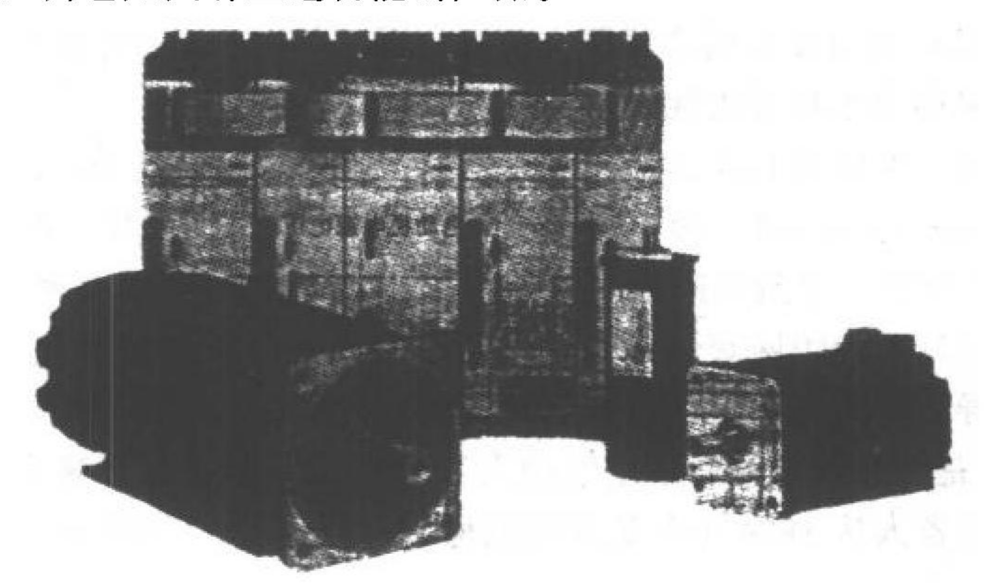


图 5－62　美国 Gettys 公司交流伺服电动机及驱动单元

5.9　新型致动装置

模仿人和动物的运动导致了仿生学的发展。仿生学与机器人学有密切的联系。例如假肢、多指多关节和步行机的研究都与生物体的运动特性紧密相关。探讨生物体灵巧运动的机理得知，这除了与生物体所具有的形状、特征有关外，还与它们内部特有的骨骼－肌肉系统以及控制它们的神经系统密切相关。简言之，不仅是由于骨骼－肌肉系统具有位置和力的双重控制功能，而且是由

于依照神经中枢发出的命令，运动系统的机械阻抗可以有效地得到调节的缘故。例如，人在步行时能根据负重、路面情况随意调节步态和步幅；人的手臂能完成各种柔顺作业等。为实现骨骼－肌肉的部分功能而研制的致动装置称为人工肌肉致动器。在此，对几种人工肌肉致动器进行简单介绍。

至今，为更好地模拟生物体的运动功能或在机器人上应用，已研制出了多种人工肌肉。其中一类称为机械化学物质(mechanochemicals)的高分子物质(如高分子凝胶)，它在电刺激下能反复伸缩将化学能直接转化为动能产生机械动作。形状记忆合金(SMA)受温度影响会像肌肉那样伸缩，并根据通过合金丝中电流总量的大小调节刚性。

另一类也是目前大量开发应用的人工肌肉当推气动人工肌肉(Rubber Actuator)。1975 年日本 Bridgestone 公司推出一种寿命达 10^6 次的人工肌肉产品(图 5－63)。它有两层，里层是橡胶管，外层是纤维编织网套。两端用金属夹箍固定。夹箍内有气路，由此传导压缩空气。管内压力上升时，肌肉沿径向膨胀，并沿轴向收缩，于是产生收缩力。采用气动人工肌肉致动器的具有高度柔顺性的机器人从 1984 年开始陆续问世，并显示了其广阔的应用前景(图 5－64)。

一种尺寸更小的供微型机器人和多指多关节手使用的微型气动人工肌肉于1988年由东芝会社开发出来(图5－65)。它的长

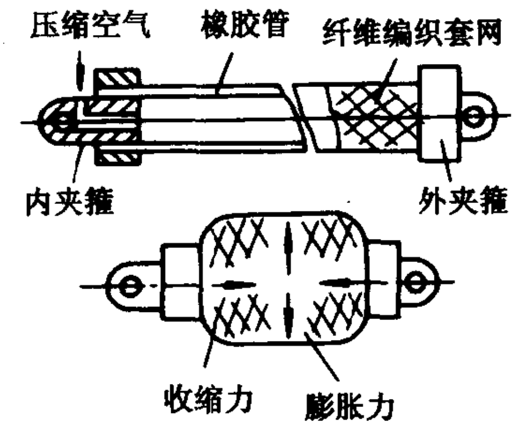


图 5－63 人工肌肉的构造

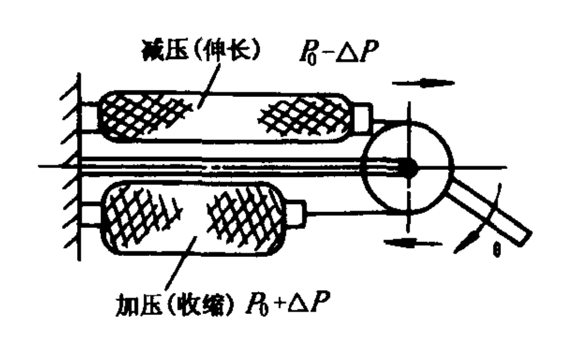


图 5－64 人工肌肉致动器简图

度通常为数厘米，外径为数毫米，管壁采用硅橡胶并添加芳族聚酰胺增强纤维(arimid fiber)。由图 5－65 可知，管内有三个相互隔离的空腔可分别送入压缩空气形成压力室。增强纤维编织线的走向使肌肉具有明显的各向异性力学特征。通过选择这种微型人工肌肉编织纤维的螺旋角 α，调节其内压匹配可以实现任意方向的弯曲、曲率和伸长量、绕轴线的扭转三个自由度的运动控制。这种人工肌肉由于能实现多自由度控制，本身就可以充当操作手本体结构。另外，它的尺寸小、柔顺性好。据报道，已有一台用微型人工肌肉制成的 7 自由度操作手实验样机问世。还有一种三指 11 关节手与人手尺寸相近，质量仅 600g。全部致动器容纳在手掌空间中，结构十分紧凑。

加拿大 MacDonald Dettwiler & Associates 公司在 1987 年发布一种名叫 ROMAC(Robotic Muscle Actuator)的人工肌肉致动器专利(图 5－66)。它更像一个可变形气囊，由压缩空气驱动也能进行位置和力的独立控制。它在功率重量比和响应速度上比 Rubber Actuator 更高、更快，滞回更低而最大收缩率高达 50%。图 5－66(a)、(b)分别表示了 ROMAC 在伸长和收缩时的形状。目前已有几种规格的 ROMAC 产品出售，长度 60～300mm，最大拉力 4 500～13 600N。

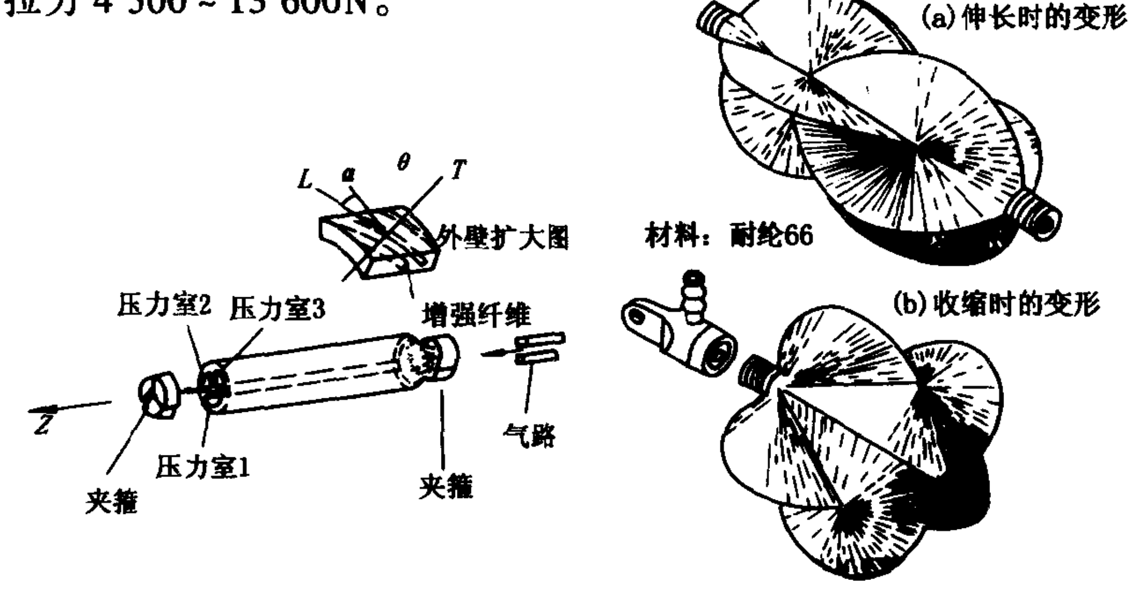


图 5－65　微型气动人工肌肉结构简图　　图 5－66　ROMAC 简图

第六章 神经控制

6.1 运动神经控制机理

6.1.1 概述

生物体运动的控制通常由其神经系统来完成。神经系可分为中枢神经系和周围神经系(图 6 - 1)。中枢神经系包括位于颅腔内的脑和锥管内的脊髓。两者都含有躯体神经中枢和内脏(植物)神经中枢。周围神经系包括与脑连结的脑神经(12 对)和与脊髓连结的脊神经(31 对)。两者都含有躯体神经和内脏(植物)神经。躯体神经分布到皮肤和运动系;内脏(植物)神经分布到内脏、心血管和腺体。两种神经都有感觉(传入)和运动(传出)纤维,分别由周围向中枢和由中枢向周围传递神经冲动。内脏运动纤维又根据其作用不同,再分为交感神经和负交感神经。

神经系是肌体内起主导作用的系统,其基本功能如下:第一,协调人体内部各系统器官的功能活动,保证人体内部的完整统一;第二,调整人体的功能活动,使之与外界环境相适应;第三,人类的脑,特别是大脑皮质进化到非常复杂的程度,它可以在实践中产生思维活动。因此,人类不只是被动地适应外界环境的变化,而是可以能动地认识客观世界,并进而改造客观世界。这是人类神经系的主要特点。

神经系以反射方式调节机体的生理活动。神经系对内、外界刺激作出的反应,称为反射。反射活动的形态基础是反射弧(图 6 - 2),它包括:感受器→感觉神经→反射中枢→运动神经→效应

器。反射弧中任何一个环节发生障碍,反射即减弱以至消失。

反射可从不同角度来分类,诸如反射从其形成过程分为条件反射和非条件反射;从反射活动的器官分为躯体反射和内脏反射(植物反射)。

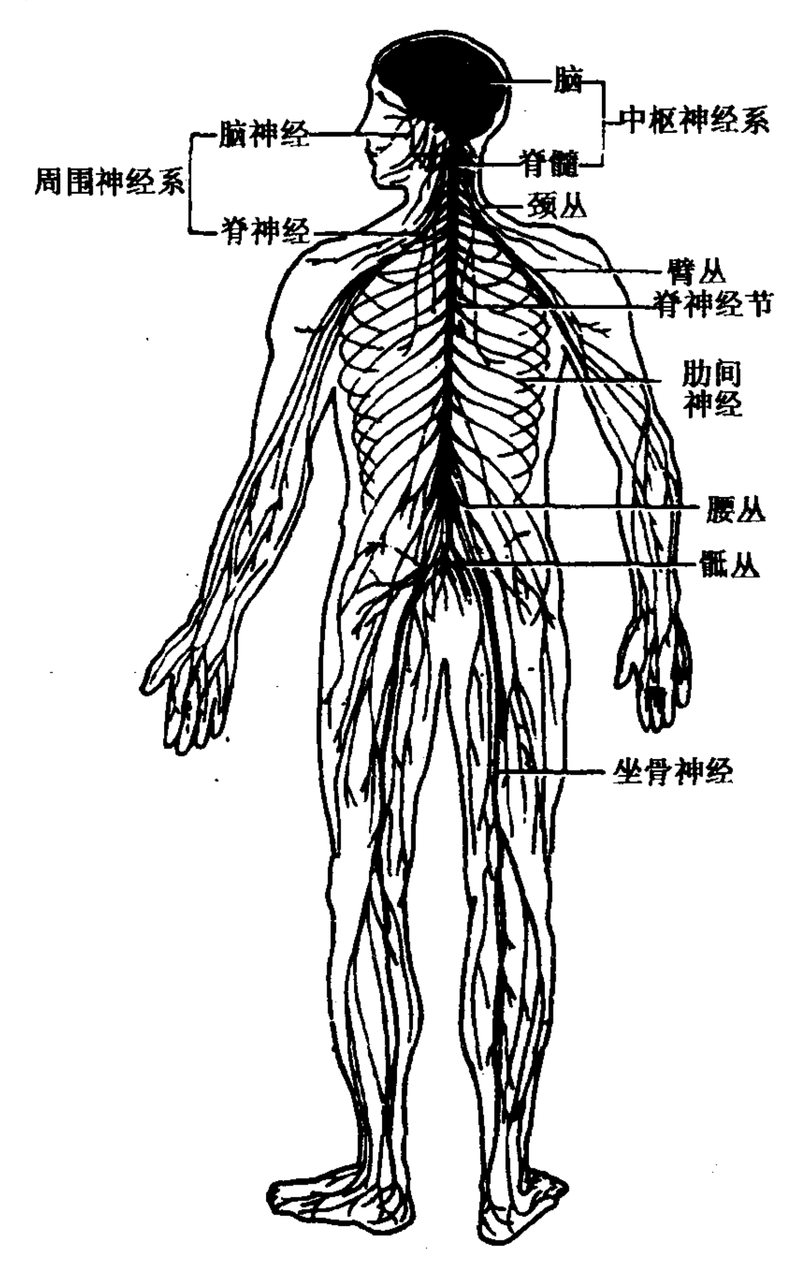


图 6－1　人的神经系

6.1.2　生物体运动神经控制

我们已经知道,骨骼－肌肉是由走向几乎平行的细长的肌纤

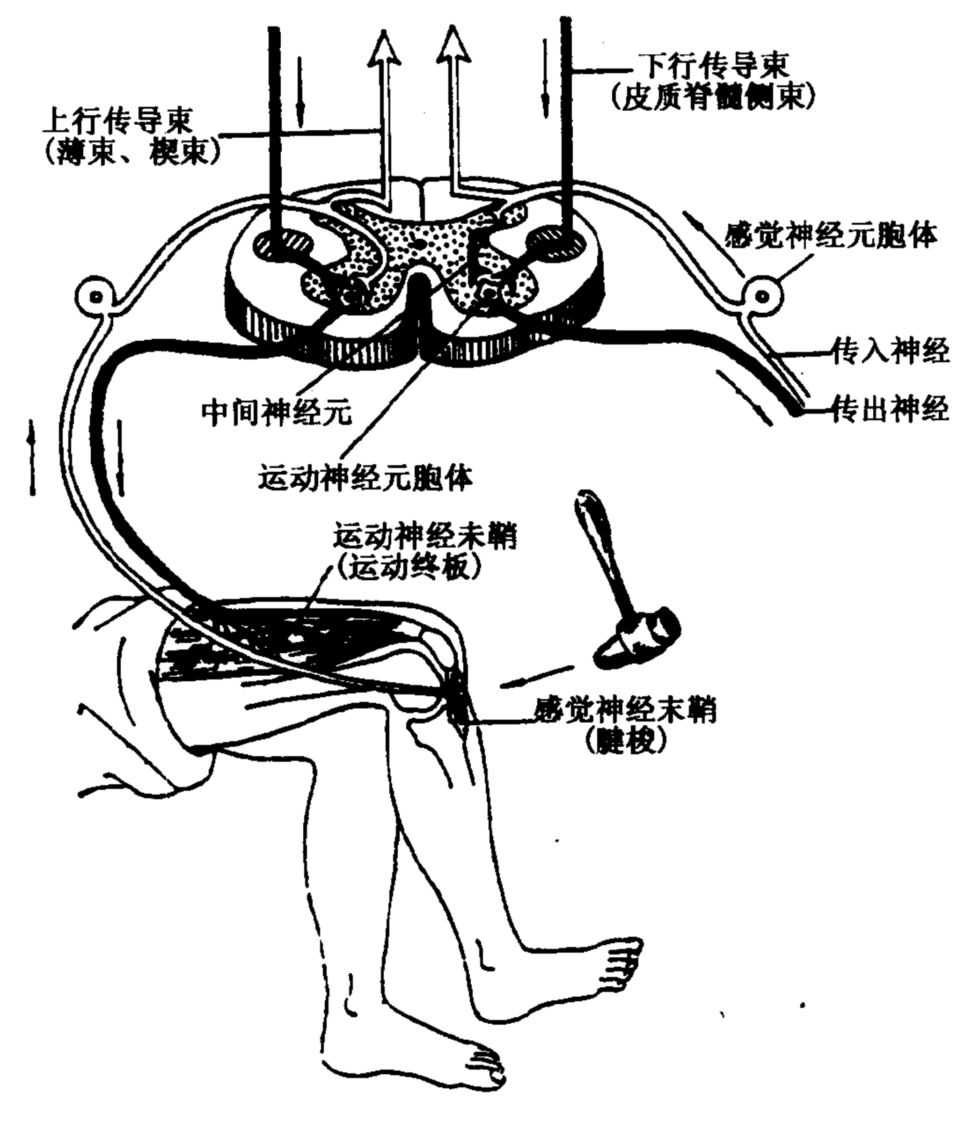


图 6-2 反射弧

维细胞组成,肌纤维受脊髓中运动神经元的支配而动作。一个运动神经元发出的动作信号脉冲支配着一组肌纤维同步动作。它们构成实现生物体活动机能的最小单元,称为运动单元。

肌肉产生的力的大小由参与活动的运动单元数和动作脉冲信号的频率决定。

生物体骨骼-肌肉系统是一个复杂的多环协调系统,包括大脑、小脑、脑干和脊髓反射系统等。其中,大脑至脑干的部分担负运动规划、学习等任务,即所谓高级功能。而脊髓反射系统则充当关节伺服系统,即完成所谓低级功能。单个运动单元的机理可以

简化成图 6-3(a)。图 6-3(b)是相应的控制原理图。从上级中枢发出的命令通过 α 神经变成脉冲刺激肌肉的收缩。肌肉里有两个主要的感觉器官(传感器),即腱纺锤体和肌纺锤体。前者与肌肉串联连结用来检测肌肉张力的大小。腱纺锤体-α 神经-肌肉组成力(力矩)伺服系统,起到补偿关节摩擦,使动作柔和的目的。后者与肌肉并联连结,用来检测肌肉的长度和伸缩的速度。肌肉伸长过度时,肌纺锤体通过 α 运动神经发出增加收缩力的信号输出,即充当图 6-3 中的位置伺服反馈环节。在有干扰的情况下,仍保持肌肉长度不变。从图 6-3 中可知肌纺锤体还同时处于脊髓的 γ 运动神经支配下。γ 神经接受中枢神经的命令后能改变肌纺锤体的紧张程度,从而调节肌纺锤体对肌肉长度和伸缩的敏感程度。肌纺锤体-中枢神经-α 运动神经-肌肉组成位置(姿态)伺服系统。

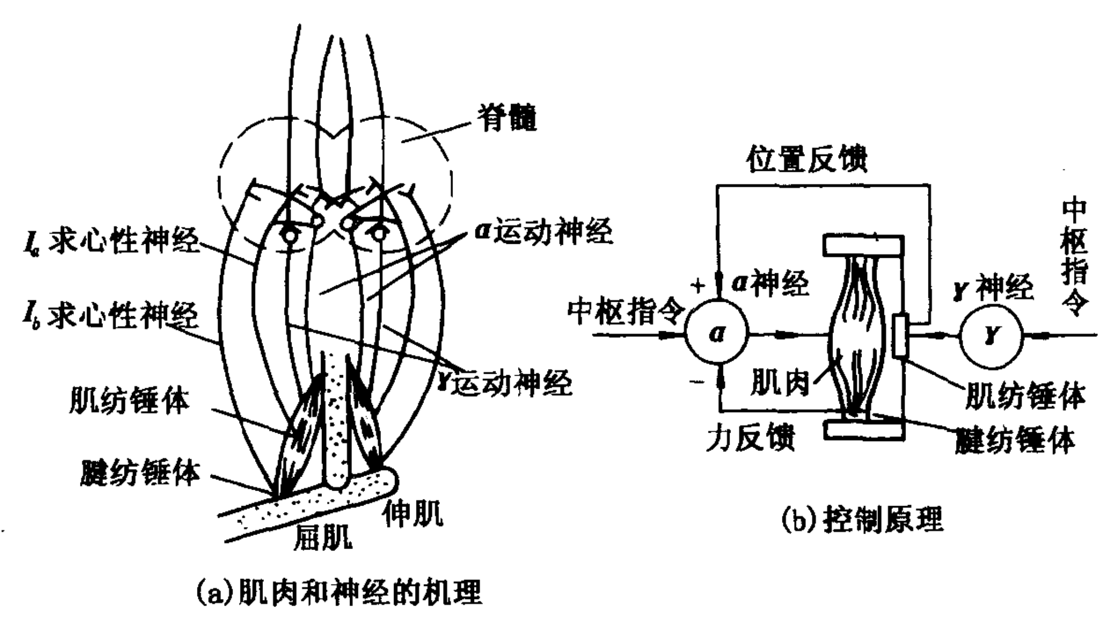


图 6-3　肌肉控制系统

上述模型有两点值得注意:一是运动单元既可实现力控制,又可实现位置控制;二是受 γ 运动神经支配,肌肉的粘弹性和肌纺锤体的灵敏度可以得到控制。换言之,α 运动神经可根据中枢神经的命令调节位置伺服环(肌肉收缩力-收缩量)的增益。为清

楚起见,肌肉控制系统可进而表示成图 6-4。肌肉的收缩力可表达为

$$F = \alpha k(L - L_0) \tag{6-1}$$

式中,L 为肌肉长度;L_0 为肌肉原长;αk 是可变增益(α 是变数,k 是常数)。

式(6-1)说明可以近似地把肌肉视为一个原长为 L_0,刚性系数为 αk 的弹簧。许多研究实验结果证实了式(6-1)的正确。图 6-5 是肌肉收缩力与其收缩量的近似关系曲线。对 α 运动神经的刺激程度(电刺激脉冲频率)作为参数出现,决定着代表肌肉刚性的各曲线的斜率,称 αk 为肌肉的活性度。

由图 6-3(a)可知,生物体单关节的两侧各有一组呈抗衡状态的肌肉群,其模型可用图 6-4 表示,分别称为伸肌群和屈肌群。在神经系统的协调控制下,伸-屈肌往复进行着伸缩运动,从而产生绕关节转动的力矩。于是,净关节力矩为

$$T_n = (a_b - a_t) - (a_b + a_t)k\theta \tag{6-2}$$

由此得到关节刚度为

$$\frac{\partial T_n}{\partial \theta} = (a_b + a_t)k \tag{6-3}$$

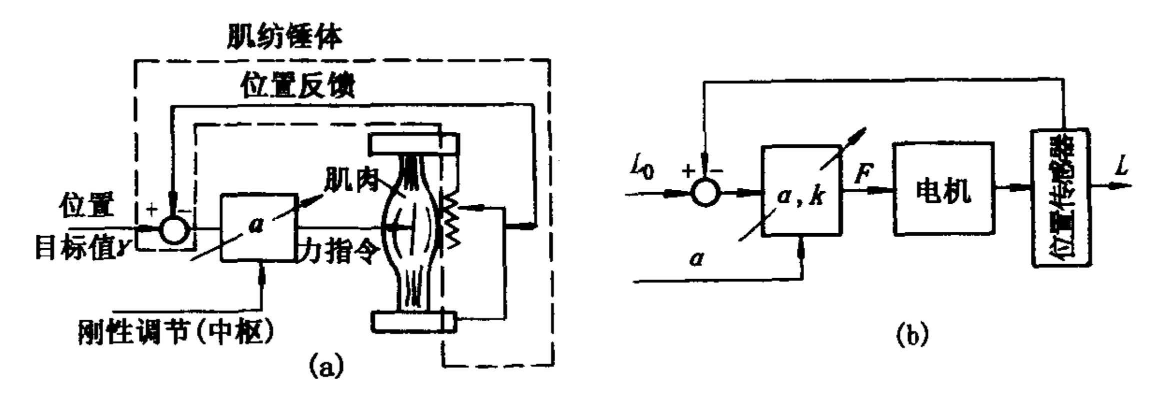


图 6-4 变增益位置伺服模型

式(6-3)表明,在单关节中,一对抗衡肌肉群的活性度之和($a_b + a_t$)控制着绕该关节的回转刚度;其差($a_b - a_t$)控制着绕关节的回

转力矩。换言之，系统的回转刚度和回转力矩可以分别独立地得到控制。

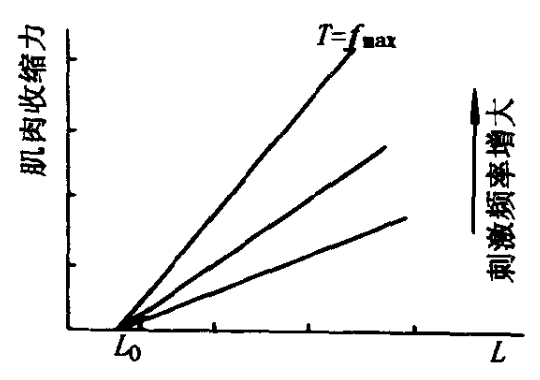


图 6-5　肌肉收缩力-收缩量特性曲线

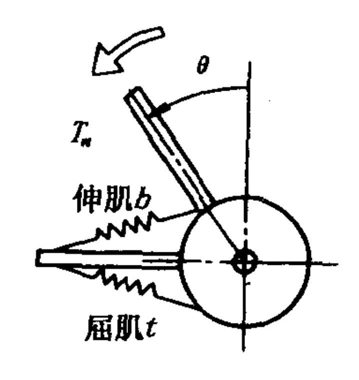
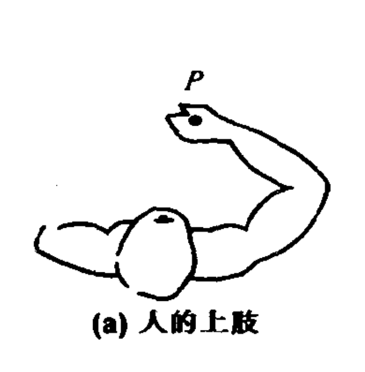
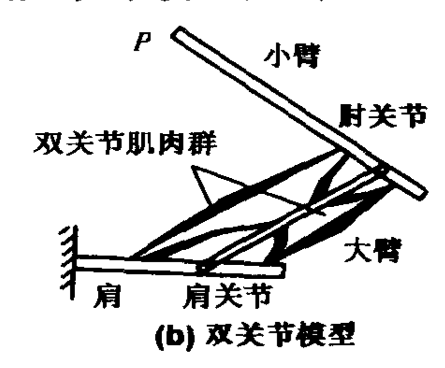


图 6-6　单关节模型

要弄清仿生(机器人)系统手部执行器的刚性控制，必须探讨关节与关节之间的制约关系，即所谓双关节模型。以图 6-7 人体



(a) 人的上肢



(b) 双关节模型

图 6-7　上肢模型

上肢水平面内运动的双关节模型为例。由图可知，双关节模型并非两个单关节的简单组合，除肩关节和肘关节分别由一组伸-屈单关节肌肉群驱动外，在小臂和肩之间还有一对相互抗衡的所谓双关节肌肉群相互牵连。为研究上方便，用图 6-8 的并联五杆机构代替图 6-7(b)的双关节模型。它由左侧双动杆 l 和右侧双动杆 r 在 P 点处铰接并联而成。假设图 6-8 中的关节 A、B、C 用电机

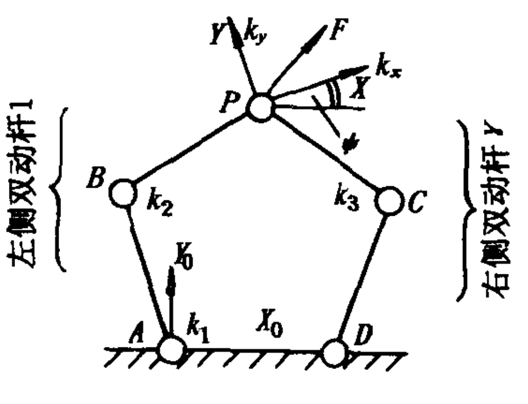


图 6-8　并联五杆机构

驱动并具有类似图6－4(b)的变增益位置伺服特性，绕各关节轴的可变刚性系数分别为 k_1, k_2, k_3，手部执行器作业坐标系为 $P-XY$，基坐标系为 $A-X_0Y_0$，则 P 点的刚性与各关节可控刚性系数存在一定的关系。

如所周知，平面构件的刚性一般可用 2×2 刚性矩阵描述

$$K_T = \begin{bmatrix} k_x & k_{xy} \\ k_{yx} & k_y \end{bmatrix} \tag{6-4}$$

式中，k_x, k_y 分别为沿 X、Y 轴方向上的刚性，而 k_{xy}, k_{yx} 是 X、Y 轴之间的耦合成分。由于式(6－4)通常是一个对称矩阵，即 $k_{xy}=k_{yx}$，故 K_T 中仅有三个可控刚性元素。

设作用在 P 点的外施力 F 和由此产生的位移 Δr 在作业坐标系中表示成

$$\begin{aligned} F &= (F_x, F_y)^T \\ \Delta r &= (\Delta x, \Delta y)^T \end{aligned} \tag{6-5}$$

则如下关系式成立

$$F = R_T\{(J_l^{-1})^T K_l J_l^{-1} + (J_r^{-1})^T K_r J_r^{-1}\} R_r^{-1}\Delta r \tag{6-6}$$

式中，R_T 为从绝对坐标系转换到作业坐标系的变换矩阵；K_l, K_r 分别为左、右侧双动杆的关节刚性矩阵；J_l, J_r 分别为左、右侧双动杆的雅可比矩阵。

于是有

$$K_T = R_T\{(J_l^{-1})^T K_l J_l^{-1} + (J_r^{-1})^T K_r J_r^{-1}\} R_r^{-1} \tag{6-7}$$

根据作业对 K_T 的要求，由式(6－7)可以反算出各伺服系统的刚性系数之取值。特殊地，为使执行器在 X、Y 轴方向的刚性相互解偶，可以令 $k_{xy}=k_{yx}=0$。

上述结果表明双关节模型执行器的运动刚性矩阵是可以调节的，而单关节模型则不可能做到这一点。这个结果对仿生(机械)手执行器在有运动学约束下的操作至关重要。仍以人的上肢加以说明。首先考虑单关节。肘关节的肌肉群(如三头肌的腕状头肌、

中间头肌、侧头肌等)无限变硬而其它肌肉无限柔软时,手端的运动将是绕肩关节的圆弧(图 6-9(a))。若肩关节的肌肉群(如前、后三角肌等)无限变硬而其它肌肉无限柔软时,手端的运动方向是绕肘关节的圆弧(图 6-9(a))。为简单计,假设双关节肌肉相对肩关节和肘关节具有同样的力矩和臂长(该假设定性上是成立的)。根据假设,让双关节肌肉群无限变硬而单关节无限变软就可以调节肩和肘之间的角度以满足诸如像保持小臂与胸部的绝对夹角不变这样的运动学约束条件,执行器便描绘出图 6-9(b)所示的圆弧轨迹。单关节和双关节肌肉同时动作,可以在广阔的动作空间中实现互成锐角的运动轨迹(如图 6-9(c)所示)。

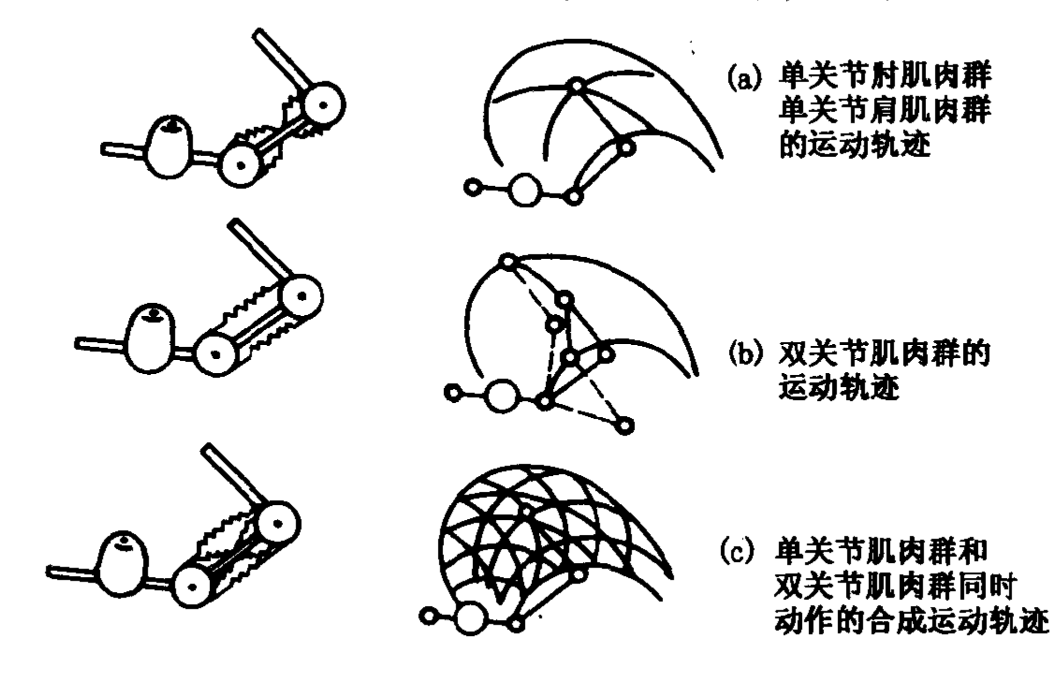


图 6-9　手端部的运动轨迹

6.1.3　生物体与仿生系统运动控制比较

事实上,使仿生(机器人)手臂具有刚度可调功能的方法有多种。例如,选用被动调节式的 RCC 机构;通过伺服系统软件进行柔顺控制;把机械结构做成刚度可以选择(如 SCARA 机器人)的系统等。如前所述,人体四肢的情况与此不同,它们的刚性是靠各关节的刚性受控而得到调节的。比较生物体与仿生系统(机器人)

刚性控制的不同点，也许对智能仿生系统(机器人)控制能提供一些启示。图6-10(a)是从机器人作业坐标系反馈，然后利用软件进行刚度控制的框图。$X_1^r \sim X_6^r$ 是在作业坐标系中设定的位置目标值，$x_1 \sim x_6$ 是输出量。由图可知，关节驱动力矩 τ 的计算式为

$$\tau = J^T K_T \Delta X = J^T K_T J \Delta\theta = k\Delta\theta \qquad (6-8)$$

式中，ΔX 为偏差变量；J 为雅可比矩阵；K_T 为作业坐标系的刚性矩阵；$\Delta\theta$ 为关节坐标系的偏差向量。

图6-10(b)是生物体系统控制框图。$k_1 \sim k_n$ 是各肌肉设定的刚性系数，从 $\theta r \to \theta$ 的通路分别组成肌肉的位置伺服系统。$x^r \to \theta^r$，$\theta^r \to x$ 表示作业坐标系与关节坐标系相互的变换关系。伺服环包括在单关节肌肉系统中，而坐标系之间的运动变换关系则不在其中，即这种控制模式中力矩分别由肌肉的变形计算出来：$\tau_1 = k_1(\theta_1^r - \theta_1)$，$\tau_2 = k_2(\theta_2^r - \theta_2)$，……。显然，生物体系统关节驱动力矩 τ 的计算比式(6-8)简单，因为式(6-8)中的 K 通常不是对角阵。但在(b)中，刚性指令的确定比(a)复杂。操作员通常先按作业坐标系规划刚性，然后变换成各肌肉系统的刚性指令。为此需弄清 6×6 变换矩阵中的36个元的值。若是对称阵，至少也有21个独立元素。假设有21个肌肉群可以独立调整，那么变换矩阵将是满秩

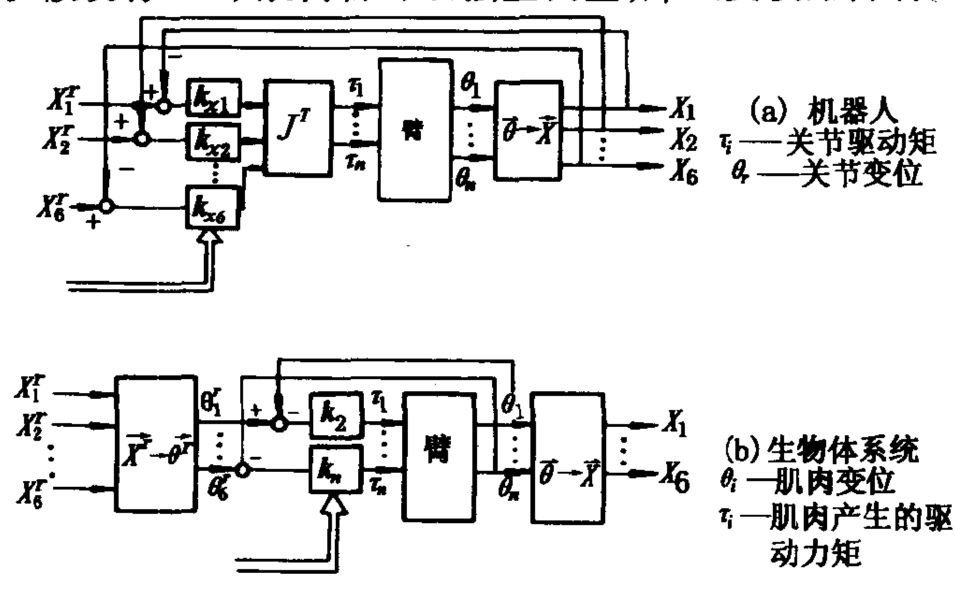


图6-10 仿生机器人和生物体系统的控制

的。实际上,人的上肢运动肌肉群十分复杂,既有单关节肌肉又有双关节肌肉,相互之间还存在耦合,肌肉群的数量远比关节数多。目前,尚不清楚肌肉群与变换矩阵元素之间的对应关系。

6.2　人工神经网络

大自然创造了生命。但无论何种动物,也无论其神经系统结构是简单还是复杂,它们的形态与机能大体上是相同的。从形态上说,其神经系统都由细胞组成,即最基本的功能单元是细胞体。从功能上说,每一组细胞体都能完成"刺激－兴奋－传导－效应"这样的过程。低等动物到高等动物的进化表现为神经系统由分散到集中的演变。腔肠动物(如水螅)没有视觉器官,其神经细胞无轴突、树突之分,仅有突起。突起彼此连结成网,传导向四周扩散。当身体的某一部分受到刺激,就能引起全身的收缩反应。扁形动物(如蜗虫)则有眼能辨明暗,有一对脑神经节,由脑神经节分出一对腹神经通向身体后端,从而实现了刺激的定向传导。到了哺乳动物的灵长目(现代人与现代类人猿同为森林古猿的后裔,同属灵长目),以拥有发育完善的大脑皮层。它是一个统一信息处理与对各部分器官灵活控制的中心组织。神经系统最后发育的是大脑皮层的前额叶区,儿童往往到七八岁以后该区的发育才接近成人。前额叶区占大脑皮层中份额的多少影响智力的高下,如人占29%,猩猩占17%,狗占7%,猫占3.5%。感觉信息进入大脑皮层后先到达各自的初级感觉区,继而到达各自的次级感觉区,进而投射到各自相应的感觉联合区,最后投射到前额叶。逐级传递的过程也是逐级转换、加工的过程。已有实验证明,视、听、触、嗅、痛、热等感觉都能汇聚到前额叶,甚至汇聚到同一神经元上。前额叶神经元可能具有更高的抽象性、后天获得性和高度可塑性。概括起来,人体神经系统是一个广泛并行分布基础上的逐级集中结构。这启示我们,只有多层次逐级综合的人工神经网络才能拥有

更高的智能,以模拟更高级的智力活动。

6.2.1 生物体神经系统

神经系主要由神经组织组成。神经组织包括神经细胞和神经胶质。神经细胞在结构和功能上是神经系的基本单位,故称为神经元。它具有感受刺激和传导冲动的功能。神经胶质是神经系的辅助成分,对神经元有支持和保护等作用。

1. *神经元的构造* 一个神经元由细胞体和突起两部分构成(图 6-11)。细胞体是神经元的营养中心,主要位于脑、脊髓和周围神经节内。在不同的神经元,其细胞体的形状和大小差异很大(图 6-12)。突起分为轴突和树突两种。树突一条或多条,较短而分支多。轴突在每一个神经元只有一条,其长短因神经元而异,短者仅数十微米,长者可达一米以上。数突和胞体是接受冲动的主要部位,轴突则把冲动自胞体传出。

2. *神经元的分类* 人体内神经元的数目非常多,类型颇为多样化。

(1) 按神经元突起的数目,可分为假单极神经元、双极神经元和多极神经元(图 6-12)。

a. 假单极神经元:细胞体在脑神经节或脊神经节内。由细胞体发出一个突起,此突起离细胞体不远就分为两支,其中一支质皮肤、运动系或内脏等处的感受器,称为周围突;另一支进入脑或脊髓,称为中枢突。感受器可接受内、外刺激,并将刺激转化为神经冲动,沿周围突和中枢突传到中枢。按传导神经冲动的方向,周围突相当于树突,中枢突是轴突。

b. 双极神经元:细胞体呈梭形,由其相对的两极发出突起,其中一个是树突,另一个是轴突。此类神经元存在于视网膜、皮腔粘膜嗅部和前庭蜗器神经节内。

c. 多极神经元:具有多条树突及单一的轴突。细胞体主要存在于脑及脊髓之内,亦有部分存在于内脏神经节内。

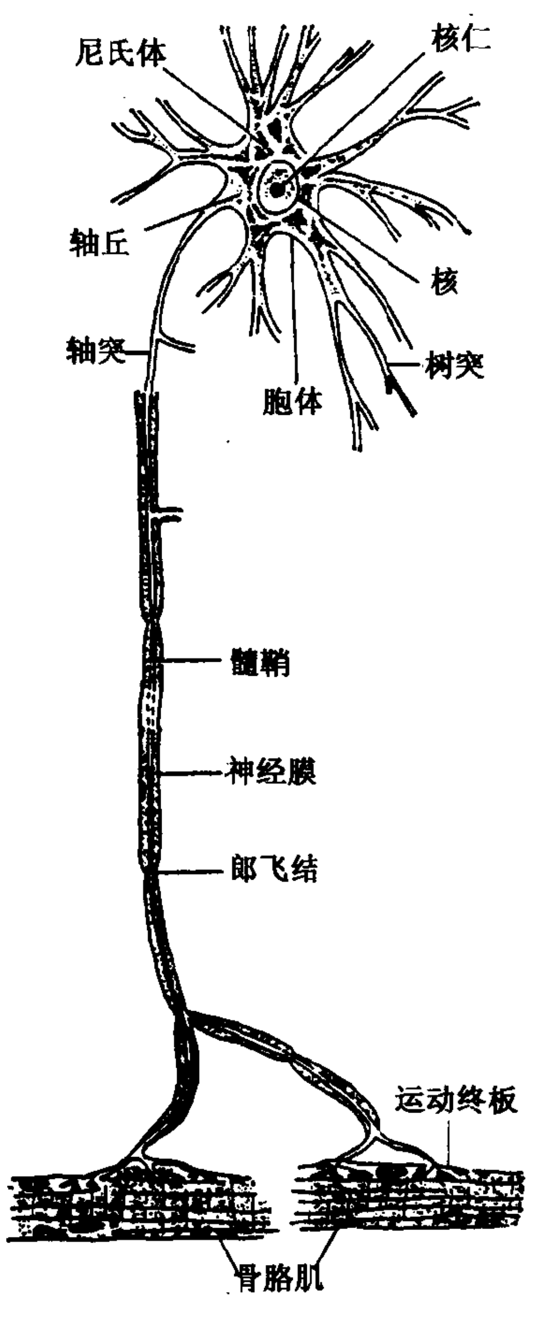


图 6-11　神经元

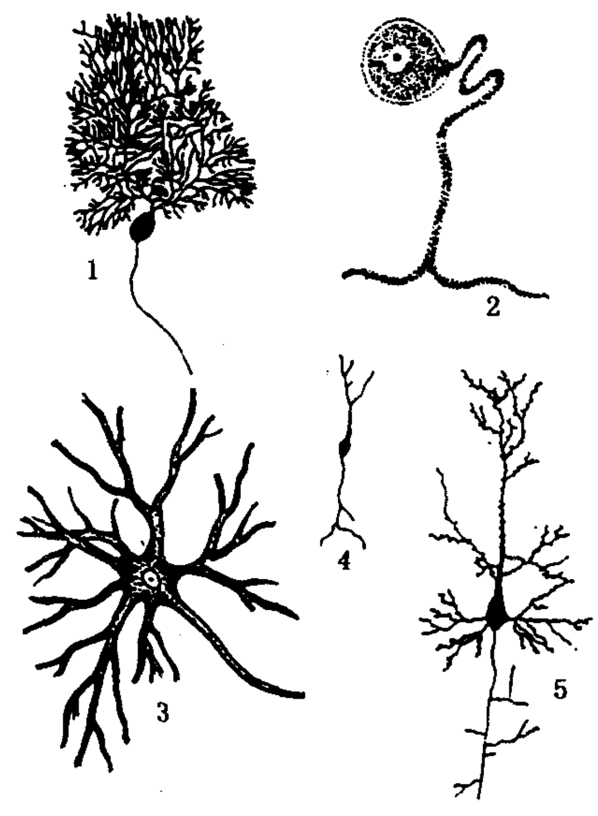


图 6-12　神经元的几种主要形态

1. 小脑普肯耶(Purkinye)细胞(多极)
2. 脊神经节细胞(假单极)　3. 脊髓的运动神经元(多极)　4. 内耳的双极细胞
5. 大脑皮质锥体细胞(多极)

(2) 按神经元功能的不同,分为感觉神经元、运动神经元和中间神经元(图 6-2)。

a. 感觉神经元:即前述的假单极神经元和双极神经元,能接受刺激并将神经冲动传入中枢,故又称为传入神经元。

b. 运动神经元:也为多极神经元,将神经冲动从中枢传到肌或腺体,也称为传出神经元。

c．中间神经元：也称为多极神经元。整个神经元全在中枢以内，位于感觉神经元与运动神经元之间，其联络作用，也称为联络神经元。

3．神经元之间的关系　神经系内集中有数量非常多的神经元。每一神经元并不孤立存在，而是与其它神经元相联系共同完成功能活动。一个神经元与另一个神经元相联系的接触点，称为突触(图6－13)。最多见的突触方式是一个神经元轴突末梢与另一个神经元的胞体或树突的接触，分别称为轴体突触或轴树突触。

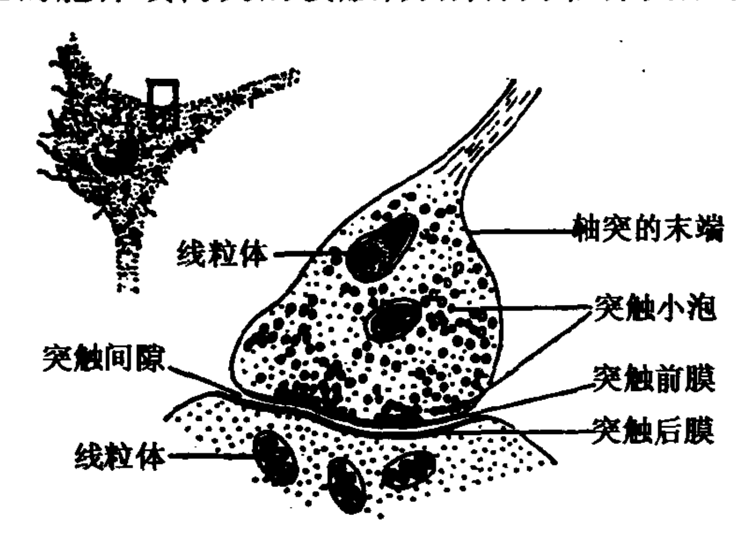


图6－13　突触的电子显微镜构造模式图
左上图表示有许多神经末梢与细胞体和树突接触

脑神经生理学家告诉我们：人脑籍以记忆与思维的最基本单元是神经元，其数量约为 10^{11} ~ 10^{12} 个；每一个神经元约有 10^{3} ~ 10^{4} 个突触。神经元之间通过突触形成的网络，传递着彼此间的兴奋与抑制；全部大脑神经元构成拓扑上极其复杂的网络群体，由这一网络群体实现记忆与思维。当大脑受到损伤致使部分组织破坏时，就会导致部分记忆的丧失，这表明记忆具有区域性存储特性。人工神经网络的规模与复杂程度远不足以与大脑神经网络相提并论，但大体上是仿效脑神经网络的拓扑结构形成的。

人类大脑中的神经元虽然可分为许多种不同的类型，但它们都有许多共同的特征。由于它们彼此间以十分不同的途径相互连

结着,从而集团性地表现出十分不同的功能,产生十分不同的作用。

每一神经元包括细胞体(Cell body 或 Soma)和突起(Process)两部分。细胞体是组成神经节与脊髓灰质的主要成分,是神经元新陈代谢的中心,还是接收与处理信息的部件。突起有两类,即轴突(Axon)与树突(Dendrite)。轴突的长度相差很大,长的可达1m。按有无髓鞘又可将轴突分为有髓鞘轴突与无髓鞘轴突两类。髓鞘由包裹在轴突外面的多层细胞膜组成,它有规则地分成若干节段,两段间的间隙称“郎飞氏节”。轴突内冲动的传导是以由一个郎飞氏节跳到下一个郎飞氏节的方式进行的。对脊椎动物而言,较粗的、传导快的轴突都是有髓鞘的。在此类轴突中,电脉冲的传导速度可达到 10~100m/s。无髓鞘轴突都很细(1~2μm 或更细),传导也很慢(仅 1m/s)。轴突的末端与树突进行信号传递的介面称为突触(Synapse),通过突触向其它神经元发送出生物信息。另一类突起——树突,一般均较短,但分枝很多,它能接收来自其它神经元的生物电信号,从而与轴突一起实现神经元之间的信息沟通。

据介绍,一轴突可分裂为数百到近千个突触。这些突触有时与另一个细胞体相接触,但更通常的情况是与突触相接触。通过“轴突→突触→树突”这样的路径,某一神经元就有可能和数百个以至更多个神经元沟通信息。那些具有很长突触的神经元,更可将信息从一脑区传送到另一脑区。

Cajal 将 Golgi 的方法用于神经元的研究中,获得两个重要的结论:

(1)动态极化原则。在每一神经元中,信号沿预知的确定方向流动,即从神经元的接收信息部分(树突与细胞体)传到轴突的电脉冲起始部位,再传到轴突终端的突触,以与其它神经元通信。虽然神经元的形状与功能有显著不同,但大多数神经元仍坚持这一信息流的模型。

(2)连结的专一性原则。

a. 神经元之间无细胞质的连续;

b. 神经元不构成随机网络;

c. 每一神经元与一些神经元形成特殊的精确的连结。

这两条原则,奠定了神经元间信息传递的理论基础。

信号的传递遵循以下的过程:产生感知电位或突触电位,这是信号源,然后是信号的汇集与传导,最后是信号的输出。

感知电位是感知神经元受到刺激(例如肌肉的紧张、光线的照射等)后产生的电信号。它的强度与刺激的强度、持续时间成正比,但这种电位当缺乏 Na^+ 离子的通道时,是不能支持一个激励信号的,即它是一种无源的信号,其传播距离仅 1~2mm。例如,当它在轴突中传输 1mm 时,其幅度将衰减 2/3。感知电位的极性可以是激励,也可以是抑制。当它是激励的感知电位时,它使静止表层电位下降,并激励出一动作电位。

突触电位不同于感知电位,借助这一电位,一个神经元可以影响与之相联的另一神经元的活跃度。前者释放化学物质,影响接受神经元树突表面的分子,后者就产生一突触电位,实现化学能向电能的变换。突触电位也有激励与抑制两种类型。突触电位持续时间的长短差异很大,通常仅若干毫秒,但有时可长达几秒钟甚至几分钟。

上述感知电位与突触电位在神经元中的传递已消耗了它们的能量,因而无法进一步传送它们所反映的信息。对大多数神经元而言,在输入部位附近 1mm 以内,神经元表层的变化有可能激励起一动作电位。对神经元表面的区域而言,存在一个产生动作电位的最低门限。当某区域内各种激励与抑制的电位汇集起来超过门限时,将激发出动作电位。

在神经元内部的传输中,动作电位的幅度并不衰减,其幅度可高达 100mV,其持续时间则通常仅 1ms。在神经元末端,上述动作电位以 Ca^{+2} 为媒质,扩散地通过突触的缝隙,导致另一种神经

元突触电位的产生，亦即输出并到达了另一神经元。这样就完成了产生、汇集、传输、输出的过程。

图 6－14 中给出了不同幅度与持续时间的刺激经变换后呈现的以频率编码的动作电位的尖峰脉冲。

值得指出的是，绝大多数神经元不论其体积、形状、功能如何，不论是记忆神经元还是运动神经元，均按以上介绍可分为一个输入（或感知）器官，一个代数求和器官，一个长距离传感器官和一个输出器官。此外，上述电信号特性，对绝大多数神经元而言，也是惊人地相似。

刺激幅度　持续时间　20mV　20ms

图 6－14　刺激变换为频率编码的动作电位

既然所有神经元的功能均是相近的，那么何以实现复杂的功能呢？答案是：无一功能是由单个神经元实现的，而是由许多神经元以不同的拓扑结构所共同产生的。一些动作的执行大体上是由同种操作实现的，而余下部分才与感知分析或运动执行有关。这一平行处理性提高了神经网络系统的冗余度与可靠性。

特别值得指出的是，神经元之间不仅通过电脉冲实现信号的传递，而且存在另一种信号传递，它是通过化学递质实现的。虽然对于这种传送的研究刚刚开始，但已证明这种传递有着不容忽视的重要作用。

6.2.2　人工神经网络

下面我们来看一下人工神经网络的构成。

人工神经网络从拓扑结构上可以看成是以处理单元（Processing Element）为结点，用加权有向弧连结而成的有向图。其中处理单元是对生理神经元的模拟，而有向弧则是“轴突－树突”对的模

拟。有向弧的权值标志着两处理单元之间相互影响的强弱。综合全部有向弧形成的互联强度矩阵对应于人脑中信息的长期记忆，处理单元用非线性函数实现单元输入与输出间的非线性映射，其即时活跃值对应于人脑中信息的短期记忆。

可用以下 8 项特征刻划一个网络模型，不同的模型在某些方面可以有很大的差异，但在某些方面则大致相同。这 8 项特征是：处理单元集合、单元集合的活跃状态、单元间的连结方式、激活模式在网络中的传递、把单元输入与当前状态结合起来产生新激活值、各单元所用的输出函数、学习规则、运动环境。

图 6－15 基本上反映了上述 8 个方面的具体表现。图中圆圈内是处理单元，每一时刻各单元 u_i 有它的活跃值 $a_i(t)$。该活跃值通过函数 f_i 产生输出值 $O_i(t)$。通过互联，该输出值被送到其它单元。表征互联程度的尺度为互联权重 W。w_{ij}则表示第 j 个单元对第 i 个单元的影响。故一个单元 i 的净输入 $net_i=\sum\limits_j \omega_{ij}O_j$。单元的净输入 net_i 与当前活跃值 $a_i(t)$ 在函数 F_i 的作用下，产生该单元的下一活跃值 $a_i(t+1)$。单元的当前活跃值 $a_i(t)$ 在函数 f_i 作用下产生其输出 $O_i(t)$。

下面就这 8 个方面逐一进行一般意义下的介绍（某些特殊模型可能不同）。

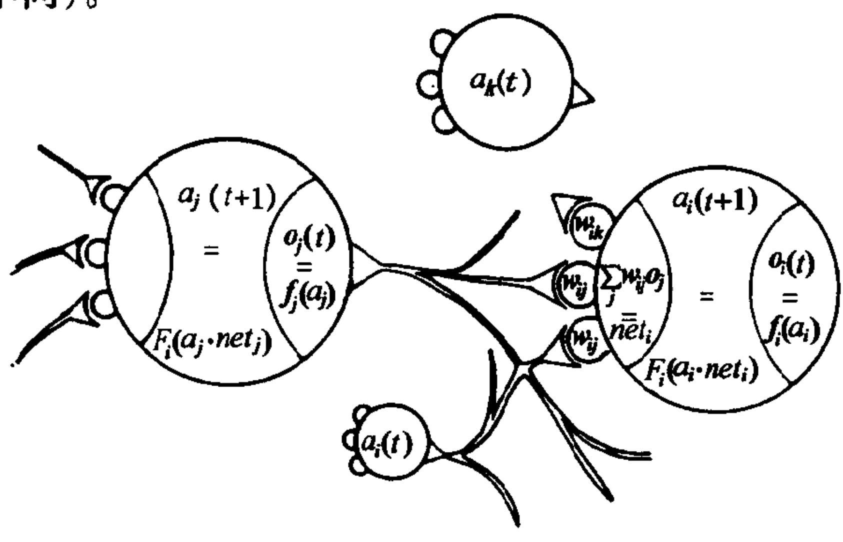


图 6－15 一个人工神经元

1. 处理单元　单元是网络的节点，是具有加工(计算)能力的处理部件。在一些模型中，单元可表示特定的实体，如特征、字母、词、概念等。在另一些模型中，单元则仅是抽象的结点。

这些单元的机理是相同的，可以任意地排列起来，第 i 个单元就称为 u_i，没有一种更高层次的类似管理单元的东西(单元)，这与传统的控制方法有很大不同。一个单元仅仅接受一些相关单元的输入，对所有的输入和权值的乘积求和，并在一种函数变换下，向其它相关单元输出。

按照单元的作用可分为输入单元、输出单元、隐含单元。输入单元接受网络外部的输入。输出单元向网络外部发送输出。隐含单元则与网络外部没有联系。

2. 活跃状态　设网络有 n 个单元，网络在 t 时刻的活跃状态可由一 n 为向量 $A(t)$ 表示，其每一个分量 $a_i(t)$ 表示 i 单元在 t 时刻的活跃值。正是单元集合上的活跃状态刻划了系统在 t 时刻所表示的对象，因而系统的处理过程就可看成活跃状态演变的过程。单元活跃值的取值范围可以是连续的，也可以是离散的。

3. 连结模型　单元间是相互连结的。连结方式的不同，不仅造成网络对同一外部输入的不同响应，而且形成了不同的连结模型及其变型。一般说来，不同种类的模型在其它特征上可以相同或不同，但在连结模型上总是有区别的，这使得它们具有不相同的性能。

如果考虑到每一单元可以接收不同类型的输入(不同类型的输入应分别求和)，则可将连结方式表述为更复杂或更一般的形式。即每一类连结方式有一权重矩阵 W，若干连结方式将结合成一组权重矩阵(W_a, W_b,…)。

前面提到过兴奋输入与抑制输入，由于它们是简单地代数相加，故认为是同一类型的连结，亦即只有使用更复杂的规则，例如乘积的加权和($\Sigma - \Pi$)才能表达出不同类型的连结模型。

连结方式包括网络是否分层、规模大小、分多少层、是否存在

正向抑制反向传播、有无反馈、能存储的信息量、输入输出各是多少等内容的综合反映。

4. 传递规则　将若干单元的输出和连结矩阵 W 结合起来以得到某单元净输入的规则叫传递规则。可以假定，总有一些单元接受另一些单元的输出，一个单元的总输入 net_i 就和对它提供输入的各单元的活跃值成正比，即有

$$\mathrm{net}_i = \sum_j w_{ij} O_j(t) \tag{6-9}$$

权重 w_{ij} 表示由单元 u_j 到 u_i 的互联强度和性质。若 u_j 使 u_i 兴奋，则 w_{ij} 为正；若 u_j 使 u_i 抑制，则 w_{ij} 为负。w_{ij} 的绝对值则表示连结的强度。

5. 活跃规则　将一单元的净输入与该单元当前活跃状态结合起来以产生新的活跃状态的规则叫活跃规则，也叫更新规则。通常用函数 F 表示。

$$a_i(t+1) = F(a_i(t), \mathrm{net}_i(t)) \tag{6-10}$$

考虑到不同的连结方式，有更一般的形式

$$a_i(t+1) = F(a_i(t), \mathrm{net}_{i1}(t), \mathrm{net}_{i2}(t), \cdots) \tag{6-11}$$

F 可取阈值函数、随机函数、S 型函数等。较简单的活跃函数为准线性函数。这时，F 是输入的单变量函数。

6. 输出规则　将某单元的活跃值转换到该单元对其它单元的输出的规则叫输出规则。亦即单元对其它单元的影响与其本身的活跃值有关，也与其输出函数有关。通常用函数 f 表示将其当前活跃值 $a_i(t)$ 映射成输出 $O_i(t)$ 的函数。在向量记法下，用 $O(t)$ 表示系统的输出。

某些模型中，$f(x)=x$。更一般地，f 是某种阈值函数，即单元当前的活跃值 $a_i(t)$ 若小于某值，就不影响其它单元（即无输出）。有时还假定 f 是随机函数，这时单元的输出将概率地与其活跃值有关。

7. 学习规则　连结模型的修改，意味着处理过程的改变。在

连结模型确定后，通过学习使网络具有对确定性输入拥有正确响应的能力。学习所选用的规则，实际上是权重矩阵的修改规则。

Hebb 学习是最基本的学习规则。该规则描述为：若单元 u_i 接受 u_j 的输入，则当此两单元的活跃度均很高时，w_{ij} 亦应增大，即

$$\Delta w_{ij} = g(a_i(t), t_i(t)) \cdot h(O_j(t), w_{ij}) \qquad (6-12)$$

式中，$t_i(t)$是 u_i 的某种导师输入。

式(6－12)指出，Δw_{ij}是函数 $g(\quad)$和 $h(\quad)$的乘积，函数 g 是 a_i 与 t_i 的双变量函数，h 是 O_j 与 W_{ij}的双变量函数。

简化的 Hebb 率可表示为

$$\Delta w_{ij} = \eta a_i O_j \qquad (6-13)$$

Hebb 率的另一派生形式为 δ 规则，因此

$$\Delta w_{ij} = \eta(t_i(t) - a_i(t)) O_j(t) \qquad (6-14)$$

其中

$$g(a_i(t), t_i(t)) = \eta(t_i(t) - a_i(t))$$

$$h(O_j(t), w_{ij}) = O_j(t)$$

8．环境　对一种模型提出要求时，总应该先给出要求该模型的工作环境。通常可采用输入空间的一个时变随机函数来表达环境，即下一输入既可能和系统此时的输出有关。例如在自动控制中，往往根据系统当前输出，选择下一时刻的输入；也可能和输入的历史有关，例如供学习的样本集为 S，$S = (S_1, S_2, \cdots, S_n)$，样本的加载可以是有序的，也可以是无序(随机)的，这也是一种(学习)环境。由于网络有一定的“遗忘性”，所以学习样本的组织与实际应用有关。

简单情况下，可以假设下一输入与系统当前的输出无关，而且和系统以往的输入历史无关，即以固定的概率分布来刻划环境。这时将所有可能的 m 个输入编号，环境就可用 $P_i(i = 1,2,\cdots,m)$来描述。

由于各输入均可表示为向量,因此可将这些输入描述为正交的或线性无关的矩阵。若 $A^T = A^{-1}$, A 为正交矩阵。例如:

$$A = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix}$$ 就是正交矩阵。

前面已经指出,人工神经网络是用处理单元之间互联权矩阵存储长期信息的。为使网络执行某种处理任务,应该对描述网络的 8 种特性予以确定,除权矩阵以外的参数都是一次性设定的,而权矩阵的确定主要有两种方法。

(1) 根据待执行的处理直接计算权矩阵。例如用 Hopfield 网求解最优法问题时,可以将问题的评价函数作为网络的能量函数,然后直接计算出各互连权之值。又如在执行基于规则的逻辑推理这一任务时,将产生式左部的“与”、“或”条件编译为阈值逻辑单元的互联权以及相应阈值。当然,根据问题人工地设置权矩阵,是这种方法的通用有效(但非高效)型。

(2) 当事先无法确定互联值的适当值,或人工地设置互联权太繁琐时,就可采用网络的“学习”方法。“学习”又分为有导师学习与无导师学习两大类。

第一类是有导师学习——亦称监督学习。它需组织一批正确的输入输出数据对,将输入数据加载到网络输入端后,把网络的实际响应输出与正确的(期望的)输出相比较得到误差,然后根据误差的情况修改各连接权,使网络朝着能正确响应的方向不断变化下去,直到实际响应的输出与期望的输出之差在允许范围之内。这种学习算法通称误差修正算法。BP 算法是这类算法的代表。

第二类是无导师学习——亦称无监督学习,这时仅有一批输入数据。

迭代自组织学习:网络初始状态下,互联权均设置为一小正数。通过反复加载这批输入数据,使网络不断受到刺激。当与曾经历的刺激相同的刺激到来时,相应互连权以某一系数增大,重复加入的同种刺激使相应的互连权增大到接近 1 的某值。这一自组

织的方法,使网络具有某种“记忆”能力以至形成“条件反射”,当曾经学习过的或相似的刺激加入后,输出端便按权矩阵产生相应的输出。Kohonen 的自组织映射(Self Organization Mapping,简称 SOM)算法便是这类学习的代表。

竞争与抑制学习:这也是一种无导师学习方法,可举出 IAC 模型为代表。它是由 McClelland 与 Rumelhart 为首的 PDP(Parallel Distributed Processing)小组提出的。该模型将处理单元划分成几个竞争池,在不同池之间有激励连结(一般是双向的),而同一池的不同单元间有抑制连结(对该池中所有其它单元),从而若外界对不同池的一个或几个单元施加刺激后,将激活不同池中互联最强的一组单元,得到对该刺激的一个整体回忆。

目前,在应用和研究中采用的神经网络模型不下 30 种,其中较有代表性的有以下十几种,这里按字母顺序简述如下:

a. 自适应共振(ART)有 Grossberg 提出,是根据可选参数对输入数据进行分类的网络。ART I 用于二值输入;ART II 用于连续值输入,缺点是太敏感,输入有小的变化,输出变化很大。

b. 双向联想存储器(BAM)是一类单状态互联想网,具有学习功能。缺点是存储密度较低,且易振荡。

c. Boltzman 机由 Hinton 等提出。由于 BP 网的收敛条件较复杂苛刻,该模型中加入一热噪声系数 T,减小了陷入局部极小的可能。缺点是训练时间较 BP 网更长。

d. 反向传递(BP)网是一种反向传递并修正误差的多层映射网。在参数适当时,能收敛到较小的均方误差,是当前应用最广的一种网络。缺点是训练时间长,易陷入局部极小。

e. BSB 模型,亦称盒中脑模型,是具有最小均方误差的单层自联想网络,可用于从数据库中提取知识。缺点是仅有单步决策能力。

f. CPN(Center Propagation Network)由 R. Hecht - Nielsen 于 1987 年提出,亦称对流网。通常是 5 层,在第 1、5 两层加载向

量样本对 X、Y，并在网络中反向流动，在 2、4 两层输出近似的 Y'，X' 向量。可用于联想存储。缺点是一般应用均要求很多的处理单元。

g. Hopfield 网由 Hopfield 于 1982 年提出，是一类不带有学习功能的单层自联想网络。缺点是要对称连结，内存开销较大。

h. MadaLine 网，它是 Adaline 的发展，是一组具有最小均方差线性网络的组合，学习能力较强，但 I/O 之间需满足线性关系。

i. 认知机(Neocongnitron)由 Fukushima 于 1972 年提出，是迄今为止结构最复杂的多层网。通过无导师学习，具有选择性注意的能力，对样本的平移、旋转不敏感。缺点是耗用结点及互连多，参数多且难选。

j. 感知器(Perceptron)是最"古老"的网络(Rosenblatt 于 1978 年提出)，是一组可训练的线性分类器，目前已很少使用。

k. 自组织映射网(SOM)由 Kohonen 于 1972 年提出。能形成簇与簇之间的连结映射，起向量量化器的作用。

6.3 神经控制方法

6.3.1 机器人小脑模型关节(运动)控制(CMAC)

仿生系统(机器人)的传统控制是通过推导数学模型，然后用经典或现代的控制方法实现的。这种方法理论上虽然很精确，但它需要大量繁杂的、严格的数学公式推导，没有容错能力和自学习能力，对参数变化敏感，环境和结构稍作改变就必须重新建立数学模型，因而适应性差。神经网络方法具有模糊性、容错性、自适应性和自学习的特点，比以往依靠推导数学模型、参数寻优等非常精确而又因此带来局限性的传统控制方法具有极大的优越性。神经网络控制器不需要仿生系统(机器人)的结构模型和参数，而是通过学习，逐步适应不同条件的。

通常的仿生系统(机器人)控制包括如下两个相关的问题:

1. **运动(轨迹)规划问题**　主要用多项式插补等方法逼近期望轨迹,生成一系列时基运动控制点。

2. **运动控制问题**　包括建立动力学模型和确定控制方案两部分。

现代工业机器人控制方法大多把机械手当作简单的伺服系统来处理,而忽视了整个手臂的结构和运动形态。所以,采用的伺服机构往往不能适当地模拟出变化的动力学特性。当受控系统的参数变化很大时,普通的反馈和控制策略往往失败,从而限制了执行器的速度和精度。

控制机械手的一个常用方法是计算力矩法。一般是先求出机械手的动力学方程,控制问题就是求出实时伺服机构所需要的力矩,使之尽可能地跟踪期望的轨迹。这种方法从理论上讲是很精确的,但由于机械手的动力学模型是高度非线性的复杂动态模型,参量间的影响是复杂的,即便可以推导出一个合适的模型,它的计算量也很大,应用于实时控制有一定困难。而且,这种模型对参数的变化十分敏感,稍加改变便要重新推导公式,过程十分繁杂。

应用 CMAC(Cerebella Model Articulation Controller)能学习机械手的动力学模型。由于 CMAC 计算很快,很适合于实时控制。如果机械手由于某些原因参数发生了变化,CMAC 可以通过学习,很快适应这种变化,使得其控制特性保持不变。

考虑一个多关节机械手,其动力学模型为

$$T = f(\theta, \theta', \theta'') \tag{6-15}$$

其中,T 是执行器加在关节上的力矩向量,θ,θ' 和 θ'' 分别是关节位置、速度和加速度向量,f 表示机械手动力学的非线性向量函数。如果向量函数是已知的,那么可以通过上述方程计算出关节力矩,使机械手沿着一条规定好的轨迹运动。这些力矩可作为与反馈控制器相并行的前馈项。但对于一个典型的机械手,f 常常是未知或不能精确知道的。因此,把这个模型直接纳入到实时控

制中会遇到一定的麻烦。

为了解决这个问题，可以把 CMAC 用到控制中来，如图 6 - 16 所示。

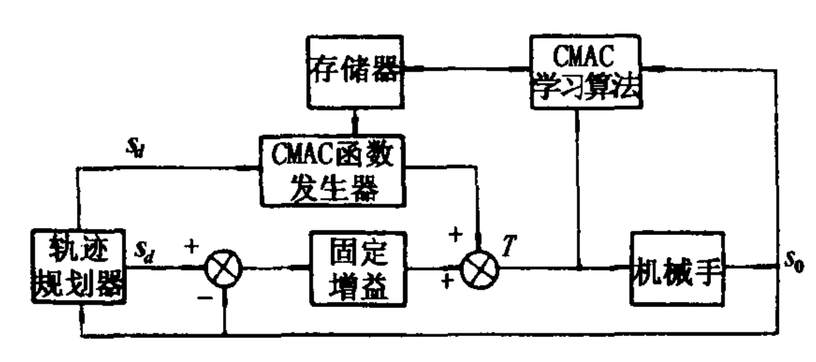


图 6 - 16　CMAC 用于机械手控制的系统结构图

令 CMAC 网络的输入状态向量 s 由向量 θ,θ' 和 θ'' 构成，取 CMAC 的函数 $g(s)$ 对应于机械手的函数 $f(\theta,\theta',\theta'')$。注意，这里的输出是向量形式的。唯一的假设就是每个轴的驱动信号是所有轴的期望位置、速度和加速度的函数，这些函数除了是单值的函数外，没有其它限制。

在每个控制周期，轨迹规划器确定下一个控制周期所需的系统状态 s_d，送至 CMAC 网络来产生 $g(s_d)$，作为取得期望状态 s_d 所需的力矩估计值，加到固定增益误差反馈控制器的输出端，形成指令向量 T，加到执行机构上。

在每个控制周期的末尾，都进行一次网络训练。上个控制周期观测到的系统状态 s_0 作为 CMAC 网络的输入，产生 $g(s_0)$。预报的驱动力矩 $g(s_0)$ 与上个周期实际加载力矩 T_0 之差用作网络权重调节的依据。

$$\Delta w = \frac{\beta}{C}[T_0 - g(s_0)] \qquad (6-16)$$

其中，β 是训练增益，即学习步长，取 $0<\beta<1$。

这个修正向量加到由输入状态 s_0 激励的每个权重向量上。CMAC 的非线性特性体现在输入传感器、状态控制器和多区检测器之间的互连中，它完成了从连续型输入向量 s 到多维二值向量

(从所有多区检测器来的输出集合)的固定的非线性映射。在多维空间中,训练规律是线性的。线性自适应的收敛定理在这里是适用的。

当系统处于初始阶段时,所有的权重是零,$g(s_d)$也是一个零向量,送给机械手的指令向量等于固定增益控制的输出。在一系列控制周期后,对 CMAC 进行了训练,随着训练次数的增多,大部分力矩将由 CMAC 函数提供,而常增益控制器所起的作用越来越小,说明 CMAC 已正确地学会了机械手逆动力学模型。如果未来所期望的状态处在与前面训练时相同的工作空间内,则 CMAC 网络就能产生实际所需的驱动力矩。CMAC 训练次数愈多,积累的经验就愈丰富,逼近精度就愈高,控制也就愈精确。

另外,Miller 等人还采用 CMAC 模型进行机器人手眼跟踪控制。系统构造是一个 5 自由度机械手,在它的第 5 个关节的抓手上安装有一个摄像机,观察传送带上的物体(如一个白色刮胡刀)。要求控制机械手的前 4 个关节,保持物体在监视屏幕上的固定方向与大小不变。同时,使物体的质心在视频图像空间直角坐标系中沿一条预定轨迹运动。第 5 个关节不加驱动,以使得摄像机总是垂直向下。

机器人的运动学方程、摄像机与屏幕的标定及与传送带间的距离等参数都是未知的,都需神经网络来学习。由于图像处理的速度跟不上要求,造成目标图像更新周期慢。为了解决这个问题,另外再用一个 CMAC 预报目标在图像处理时间间隔内的位置改变。这个预报用的 CMAC 也没有任何关于系统的先验知识。目标的检测、目标方向、目标中心轨迹跟踪等工作均在目标走过 1.5m 传送带的时间内完成。目标在传送带上的方向和位置是随机放置的。要跟踪的轨迹可以是重复的或随机的,这些轨迹由视频图像 X 和 Y 坐标上的速度和加速度来描述。

在每个控制周期之末,根据目标在图像中的期望位置与实际位置之差,网络进行一次训练。为了保证在训练开始阶段,摄像机

能够看到目标并得到训练所需的误差,在神经网络控制回路上,还并联了一个简单的固定增益控制回路。系统经过不断学习后,固定增益控制器的作用逐渐减小,而神经网络学习控制的作用则愈来愈强。

输入向量有 12 个元素:机械手关节位置、预报图像参数及期望图像参数变化值。这模型有 4 个输出,分别驱动 4 个关节马达。用于固定预报的 CMAC 的输入是当前图像参数、当前关节角度、当前马达电压、这个 CMAC 的输出用来预报图像参数的变化。每个网络均有 16 384 × 4 个 16 位权重。扩展参数 $C = 64$。

如果轨迹是重复性的,则在 15 次训练后,4 个图像参数均收敛至一个像素的精度范围。如果轨迹是随机性的,则 50 次训练后也能达到同样的精度。如果不采用学习控制,用固定增益控制器时的平均控制误差要比上述误差大。

6.3.2 机器人系统的"中枢神经"控制

日本学者 Kawato 等人为了解决机器人的控制问题,提出了一个基于生理学的"中枢神经系统"模型,引起了国际神经网络界和机器人学研究人员的注意。

这个模型是一个递阶结构,如图 6-17 所示。它要完成以下 3 个不同层次的计算任务:

(1)轨迹生成,即在视觉坐标系中建立一条期望轨迹;

(2)坐标变换,即将这条轨迹从视觉坐标系变换到机器人主体坐标系;

(3)产生控制指令。

将机器人的控制分成上面的三个层次完全是根据人的行为确定的。人的手臂取桌上的一

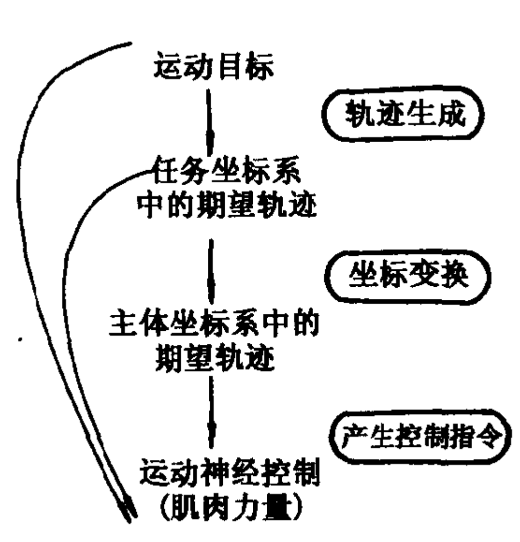


图 6-17 中枢神经系统模型流程

个物件时，首先必须从无数条运行轨迹中挑选出一条确定轨迹，由眼睛提供空间坐标；接着，把确定轨迹的空间坐标转换成相应的人手的坐标，如关节的角度或肌肉的拉伸度，这就是坐标变换；最后，产生控制指令，以协调许多肌肉的活动，实现期望的运动轨迹。

从无数条可能的轨迹中确定出一条最终付诸实施的轨迹需要涉及到轨迹选择的规则。一种可能的选择是手臂位置(x，y)的加速度(加速度的变化率)的平方和在整个运动时间(0，t_f)上的积分。

$$C_J = \int_0^{t_f}\left[\left(\frac{d^3x}{dt^3}\right)^2 + \left(\frac{d^3y}{dt^3}\right)^2\right]dt \qquad (6-17)$$

采用变分法和最优控制理论可以证明，轨迹为

$$\begin{aligned} x &= x_0 + (x_f - x_0)(6\tau^5 - 15\tau^4 + 10\tau^3) \\ y &= y_0 + (y_f - y_0)(6\tau^5 - 15\tau^4 + 10\tau^3) \end{aligned} \qquad (6-18)$$

其中，$\tau = t/t_f$，(x_0, y_0)和(x_f, y_f)是 $t=0$ 和 $t=t_f$ 时的起始和终端位置。

由这个方程可看出，最优轨迹与手臂的肌肉—骨骼结构及动力学是完全无关的。这只是在一定范围内才是正确的。如果运动空间较大，上述结论并不正确。Uno 等人以生理学实验为依据，出于目标函数应与动力学系统相关联的考虑，提出了关于手臂或机械手最优运动轨迹的二次性能判据

$$C_T = \int_0^{t_f}\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{dT_i}{dt}\right)^2 dt \qquad (6-19)$$

其中，T_i 是第 i 个关节力矩，$i = 1, 2, \ldots, n$ 共 n 个关节。

这个目标函数的意义是力矩变化率平方和是整个运动过程中的积分值。C_J 和 C_T 初看起来并无大的变化，但这个新的目标函数与肌肉 - 骨骼系统或机器人的结构和动力学紧密相关。

在这个新的目标函数下，要从众多条轨迹中寻找一条最优轨迹就变得更加困难了。这时，可以采用拟牛顿法形式的递推算法同时求出唯一轨迹和相应的控制量。

极小化 C_T 得出的运动轨迹并不十分依赖于视觉信息。然而，大部分视觉引导的随意运动是由视觉坐标规划的。因此，中枢神经系统必须解决坐标变换问题，协调肌肉运动的控制命令并不是一次性产生的，轨迹和力矩的时间过程采用短期记忆。因此，递推学习是在大脑的感觉联想皮层，而不是在小脑、红核或海马体。动态联想记忆的形态结构可以联想起输入模式的时间序列，这与大脑皮层非常相似。顶骨联想皮层在视觉导引的随意运动中既接收视觉也接收体细胞感觉关于受控系统的信息。感觉联想皮层分区进行主体坐标中的运动神经学习和视觉坐标中的运动神经学习，这本可以通过拟牛顿法和修正牛顿法递推地进行。

下面来看一下中枢神经系统模型。

当我们要学习一个复杂的动作时，首先是慢慢地模仿它。因为大脑中还没有关于这个动作的现成模式，要通过体觉或视觉的长回路反馈，在大脑的干预下，亦步亦趋。但对于一个成年人来说，有很多动作可以信手而来。一般地讲，大脑管思维联想，小脑管动作协调，大小脑协同作用，使得我们的动作趋向熟练完美。大小脑都有自己的学习行为。

人工神经网络在组合优化问题中的成功应用激励了 Kawato 等学者们进一步考虑采用以生理学为依据的人工神经网络模型，在不显式地求取目标函数的情况下，自动地产生极小化 C_T 的力矩。从工程角度来看，可通过大量神经元的并行和协调的计算，大大减少计算轨迹所需的时间。因此，神经网络方法比拟牛顿法等递推算法更好。

图 6－18 为 Kawato 等提出的递阶神经网络模型。这个神经网络模型由 4 层神经元组成。其第 2 层表示力矩的时间过程。网络运行分学习阶段和模式产生阶段。网络要获取受控系统直接的内部动力学模型，是通过第 2 层和第 4 层间突触对环境的适应性，把实现轨迹当作学习信号而进行的。在模式产生阶段，第 2 层神经元被激活。同时，第 1 层与第 4 层的突触输入被抑制，网络通过

内部前馈和反馈突触连结而自动改变状态。网络的稳定平衡对应于最小能量状态、输出力矩,最终实现极小化 C_T 轨迹。

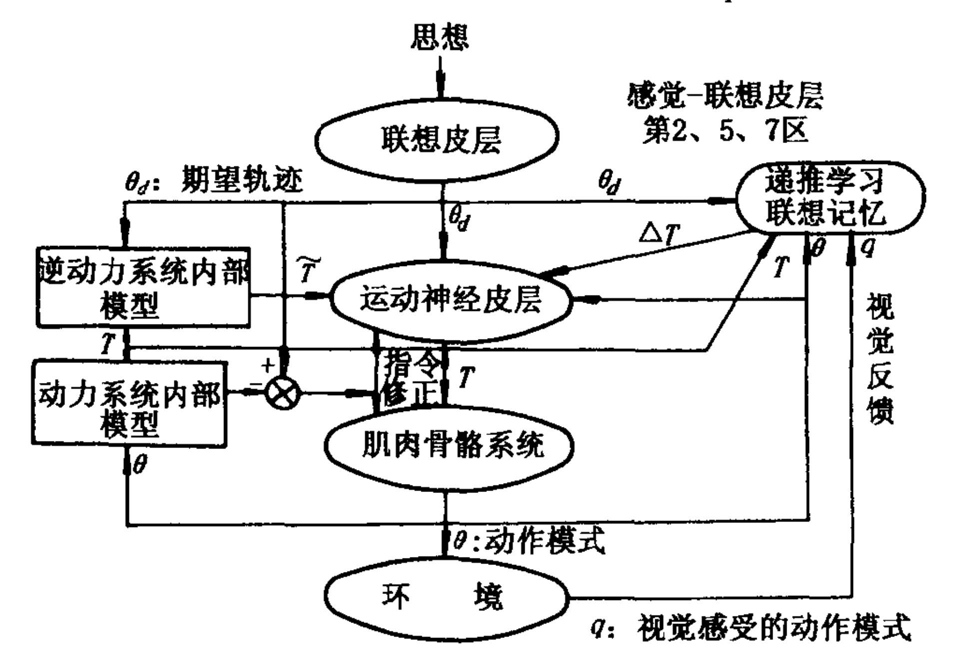


图 6-18　Kawato 递阶神经网络

Kawato 等提出的递阶神经网络模型有如下特点:

(1)在这个模型中,联想皮层发送一个以主体坐标系表示的期望模式 θ_d 给控制皮层,计算出控制指令即肌肉的控制力矩 T。由本体感受器测量,通过横向皮层回路送回实际的动作模式 θ,利用运动轨迹误差 $\theta_d-\theta$ 进行反馈控制。但是,反馈的小增益和时滞都限制了运动所能达到的精度。

(2)红核系统能够接收来自本体感受器传入的实际动作模式 θ 以及运动神经皮层产生的控制指令 T 的信息。采用一个肌肉-骨骼系统的内部神经网络模型,一旦控制学习形成了外部模型,它就可以提供一个内部反馈回路。

(3)人的红核系统的大小脑小轮细胞部分高度发达,它接收大脑皮层的突触输入,不接收感觉输入。因此,模型中采用了肌肉-骨骼系统的逆动力学内部神经网络模型,它只接收期望轨迹信号 θ_d 和控制指令 T,通过控制学习形成模型后,就可直接从期望轨

迹 θ_d 计算出一个好的控制指令 $\tilde{T}$ 给运动神经皮层。

在图 6－18 的模型中，采用两个神经网络分别描述内部动力学和逆动力学模型。

首先讨论内部动力学模型的学习。为简单起见，只考虑单输入单输出系统。设神经网络的输入为 $u(t)$，输出为 $y(t)$，由 n 个子系统构成。要逼近的未知系统在相同输入 $u(t)$下的输出为 $y_d(t)$，即神经网络的期望输出。神经网络 n 个子系统的输出分别为 $x_i, i=1,2,\cdots,n$，通过加权和构成 $y(t)$，权重分别为 $w_i, i=1, 2\cdots, n$，记

$$x(t) = [x_1(t), x_2(t), \cdots, x_n(t)]^T$$

$$w = [w_1, w_2, \cdots, w_n]^T$$

$$y(t) = wx^T(t) \tag{6-20}$$

网络输出与未知系统输出之差为

$$\mathrm{e}(t) = y_d(t) - y(t)$$

在训练神经网络时，采用如下规则

$$\tau \frac{\mathrm{d}w(t)}{\mathrm{d}t} = \mathrm{e}(t)x(t) = [y_d(t) - wx^T(t)]x(t) \tag{6-21}$$

其中，τ 称为突触权重的时间常数。

如果输入 $u(t)$是随机过程，那么 $x(t)$和 $y_d(t)$也都是随机过程。这时可以证明关于突触权重 $w(t)$的收敛性，即如果突触权重变化的时间常数 τ 与 x 和 z 联合的变化速度相比是足够长的，那么在均方误差准则 $E\{\mathrm{e}^2(t)\}$下突触权重 $w(t)$是均方收敛的。生理学上已知的突触弹性的时间常数与动作的瞬态模式相比是足够长的(从几小时到几周)。因此，上述条件是满足的。值得一提的是，方程(6－21)的事件平均的方程就是最速下降法，且收敛是全局性的，与 LMS 准则别无两样。

下面讨论内部逆动力学模型的学习。为简单起见，考虑一个 3 自由度机械手作为受控对象。当然它不如肌肉－骨骼系统(如

人的手臂)那样复杂,但基本特性是相同的,即多自由度、非线性动态特性和相互作用。

图 6－19 是运动神经系统逆动力学模型学习框图,针对的是 3 自由度机械手。

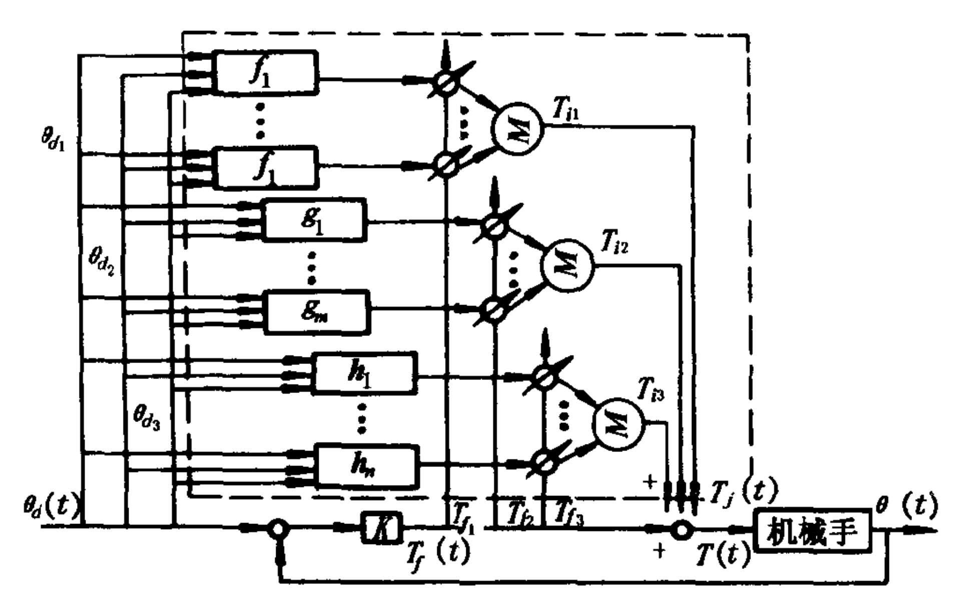


图 6－19　运动神经系统逆动力学模型学习框图

机械手接受力矩输入 $T(t)$,并输出对应的轨迹 $\theta(t)$。逆动力学模型设置在机械手输入输出相反的方向,如箭头所示,即接收轨迹作为输入,力矩 $T_i(t)$作为输出。误差信号 e(t)由实际力矩 $T(t)$和估计力矩 T_i 之差给出。输入到机械手的总力矩 $T(t)$是反馈力矩 $T_f(t)$和前馈力矩 $T_i(t)$之和。

值得指出的是,这种逆动力学结构与生理学的中枢神经系统似乎不太符合。但这个逆动力学模型的学习方案有如下优点:①不需要神经网络的学习信号和期望输出,而是采用反馈力矩作用误差信号;②控制和学习是同时进行的;③不需通过受控对象或它的内在模型来反向传播误差信号。这种学习规则叫做反馈误差学习法,强调反馈力矩(运动神经指令)作为学习的误差信号的重要性。

经过计算机仿真,发现如下现象:①获得动力学模型后,内部

反馈比外部长回路反馈效果好得多;②随着运动神经学的深入,逆动力学系统逐步取代外部反馈而成为一个主要的控制器;③神经网络模型学会了某些运动后,不但能产生好的运动,而且还能控制从未学过的和更快的运动;④模型对机械手动力学性能的突然变化具有适应能力;⑤如果在逆动力学模型中增加过多的子系统,学习性能也基本不变,多于的子系统的权重在学习后趋于零值,这些子系统在模型中的作用将最终消失。

Miyamoto 等把这种方法成功地应用到了 Kawasaki - Unimate PUMA - 260 工业机械手的控制中。1991 年,Kawato 等采用反馈误差学习法,成功地实现了 PUMA 机械手的手眼协调冗余控制。

6.3.3 机器人手眼系统协调控制

这里讨论的具体对象是机器人的手眼系统,即通过摄像机(至少两台,以产生立体视觉)作输入,使机器人能看到目标,并利用这种视觉输入通过控制器产生动作信号,使机械臂的终端执行器(抓手)能准确地抓取工作空间中一任意放置的物体。一个手眼系统包括视觉(图像处理和模式识别)、机器人系统和手眼控制器三大部分(如图 6-20 所示)。对前面两部分的具体实现暂不讨论,控制器的实现方法则是这里要研究的内容。

在研究中,采用三自由度机械手(如图 6-21 所示),因为这种机械手可到达空间任意点,可用于焊接等实际工作中。

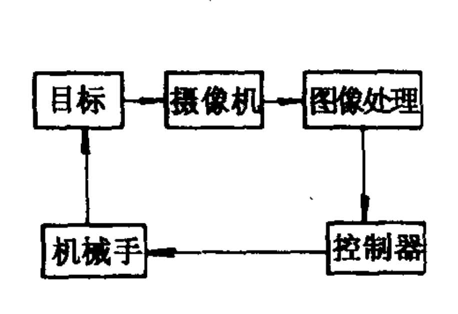


图 6-20 手眼系统示意图

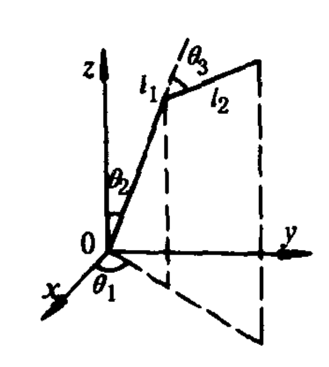


图 6-21 三自由度机械手

三自由度机械手运动学方程为

$$\begin{aligned} x &= [l_1\sin\theta_2 + l_2\sin(\theta_2+\theta_3)]\sin\theta_1 \\ y &= [l_1\sin\theta_2 + l_2\sin(\theta_2+\theta_3)]\cos\theta_1 \\ z &= l_1\cos\theta_2 + l_2\cos(\theta_2+\theta_3) \end{aligned} \tag{6-22}$$

其中，l_1 和 l_2 分别为机械臂的长度。

空间一点成像唯一，则输入到神经网络的信息唯一，对于稳态权值，则输出也唯一。但多个角度可能使末端在空间的一点对应于多解的情况。这样，要求我们建立的神经网络在得到机械手末端相同信息的情况下，输出多种机械手的关节角度，这给神经网络的构成和训练带来了极大的困难。从另一方面来讲，如果不存在机械手避障问题，那么，对应要到达的空间一点，有一组角度就够了。这就是所谓逆运动学方程解的唯一性问题。图 6－22 示出了几种重解的情况。

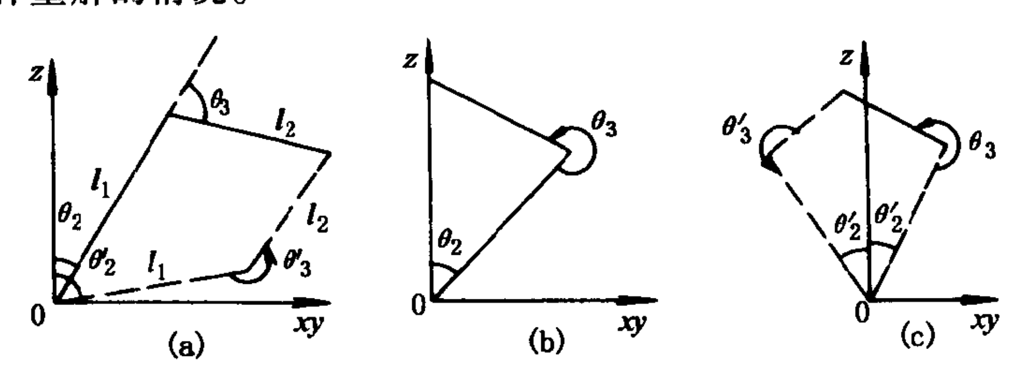


图 6－22　几种重解情形

图 6－22(a)中，θ_1 固定，$\theta'_3 = 180° + \theta_3$，出现两解；(b)中，$\theta_2$，$\theta_3$ 固定，θ_1 任意，有无穷组解；图(c)中，$\theta_3 = \theta'_3$，$\theta_1' = 180° + \theta_1$，出现两解。

根据以上分析，必须把机械手的 3 个关节角度限制在一定的范围内。对于其它区域，可以对称分区对神经网络进行训练。

这里分别采用单层网络的自一致学习方法和 Kohonen 自组织神经网络方法。

1. 自一致学习网络及其在手眼系统中的应用　自一致学习

网络首先是由 Kuperstein 和 Robinstein 提出并采用的,它实际上是一种单层感知机。该网络的一个重要思想就是实现无导师的感觉-运动神经自一致学习。所谓一致性,就是指在无外部输入和外反馈的情况下,使系统完成的输出与通过神经网络算出的结果一致。

这里的目的是采用 3 关节机器人实现对空间任意位置(工作空间内)的球状物体的抓取。首先,机器人坐标关节角 θ_1',θ_2',θ_3'由内部随机发生器产生,它的范围限定是使机械手位置在工作空间内。由 θ_1',θ_2',θ_3'最终导致机械手中的物体停留在空间某一位置上。立体摄像机(由两台或多台不同位置和角度的摄像机构成)拍下两幅或多幅图像,经过处理,滤除背景和机械臂自身构形的影响,得到摄取图像中目标像点的坐标以及两摄像机视差。

与直接应用单层感知机不同的是,这些信号并不直接作为神经元网络的输入,而将通过一个输出变换把它们分布在不同的神经元上,形成一个输入映射。

如果将 3 层前传网络的隐含神经元的特性曲线选为如下高斯型曲线,

$$\sigma_i(x) = \exp(-\alpha \| x - \theta_i \|^2) \qquad (6-23)$$

其中,i 表示第 i 个隐含神经元,$i = 1,2,...,q$,隐含神经元个数为 q;x 表示网络的输入向量,$x \in R^n$;而 $\theta_i \in R^n$ 表示 n 维高斯型分布曲线的作用中心;$\| x - \theta_i \|$ 表示 x 与 θ_i 在 R^n 中的欧氏距离;$\alpha > 0$ 代表高斯分布曲线的宽度(即曲线的平缓或集中程度)。

本网络有如下两个特点:

(1)其输入至隐含层之间的权重全部相等,为$\sqrt{\alpha}$;

(2)本网络的每个隐含神经元阈值是向量。通过对 θ_i 的合理选择,本网络可对输入空间进行合理划分;而且,这种网络还具有最佳的逼近能力。因此,适当选取其阈值分布,即可实现输入输出的任意映射。

如果设网络隐含层第 i 个神经元到输出神经元的权重为 v_i,

$i=1.2,\cdots,q$,那么,v_i 的调节可采用 LMS 准则进行。

$$\Delta v_i = \eta \sigma_i(x)(y_d - y) \qquad (6-24)$$

其中,y 为输入是 x 时网络的输出,y_d 为 x 所对应的期望输出。

在这里,为了不用超越函数运算,作一定的近似。对于形如 $\exp(-x^2)$ 的高斯曲线,当 $x \to 0$ 时,可用一阶 Taylor 级数 $1-x^2$ 逼近;而当 $|x|$ 取较大的数时,函数值可用零值近似。

根据上述原因,在具体应用中可以采用

$$y_{ij} = \max\left\{0, 1 - \frac{1}{\beta}\left(x_j - \frac{i}{N}\right)^2\right\} \qquad (6-25)$$

作为中间隐含神经元的输出。这样,网络就化成了单层可调权重网络,可以用(6-24)的调整规则。

显然,当 $i=1,2,\cdots,N$ 时,(6-25)式相当于(6-23)式中阈值是均匀分布的情形。

在(6-25)式中,下标 j 是对输入的编号,$j=1,2,...,6$,代表左右摄像机和视差的两维坐标值;$i=1,2,...,N$,N 为神经元总个数。

每个输入 x_j 都对应 N 个输入神经元,但要把原始输入经过一个线性变换,使之更好地反映机械手在全空间的变化。y_{ij} 是 x_j 在第 i 个神经元上的输入信号,其形状是如图 6-23 所示的抛物线,它的宽度与位置由参数 β 调节。

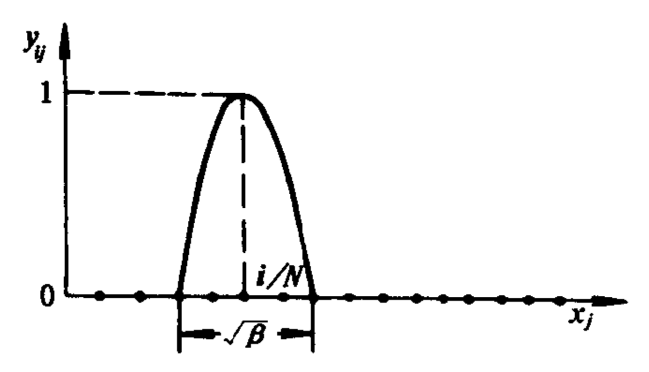


图 6-23 神经元抛物线特性形状

输入变换的潜在含义是把工作空间划分为互不覆盖的许多子块。据分析与经验,应把摄像机放在尽量远的适当位置,且两台摄像机的位置错开多些,如景深方向互相垂直(如图 6-24 所示)。这样,可以避免因空间划分不均匀而导致的某些区域误差太大。

为了更进一步使神经网络有效地反映机械手逆运动学性能,

采用了“三视图”法，就是在机械手的工作空间外部放入三只“眼睛”——摄像机，置于三维正交坐标轴上。这种方法的思想源于工程作图中的三视图。在工程上，采用三视图（正视、侧视、俯视）能成功地绘制机械部件的立体形状、构造与尺寸，成为标准的方法。这是因为三视图更能有效地、充分地反映出物体的真正立体信息。

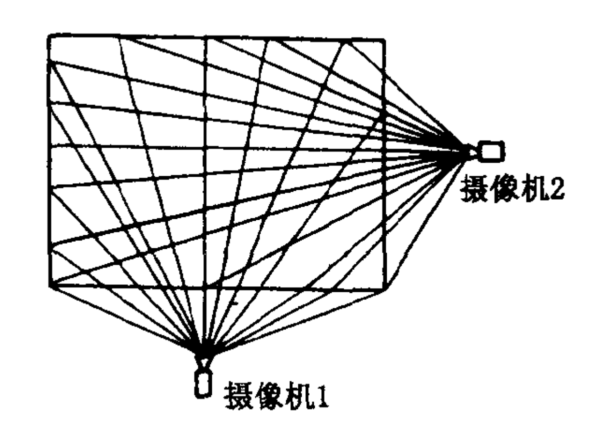


图 6-24 神经元空间划分

从摄取空间一点的位置信息来看，两只眼睛或摄像机已足够甚至还有冗余，能形成立体感，但工程作图中没有采用仿生的办法，因为两只眼睛所看到的立体图像毕竟差别不显著，人有时为了能充分看仔细立体物体，往往也是移动头部或整个身体，从多个角度，观察物体多幅图像，以获得关于物体的满意的知识。因此，在神经元的输入中，采用三视图（甚至多视图，如苍蝇的复眼那样）是有一定的生理学方面的理由的。

对于传统的图像处理方法，采用 3 台摄像机获取图像，在算法上可能存在三幅图像的互相匹配问题，因为摄取的信息有很大的冗余量。但对于神经网络方法，这个问题可望很容易地得到解决。

在三视图法中，不再把视差作为信息来源之一。这是因为，一是这样做缺乏一定的物理或生理上的含义；二是在仿真中也发现，即使人为地定义这种信号，对网络的收敛速度也无明显的影响。

还应指出的是，对于 3 台摄像机的安装位置要求不是原则性的。也就是说，不一定要正好放在 x，y，z 轴上，也不一定要求两两相互正交。

由摄像机得到的信息，经过一个输入映射后变为数值量 y_{ij}，把这些数值进行加权求和运算

$$\theta_k = \sum w_{jik} y_{ij} \tag{6-26}$$

式中，θ_k 是由单层感知机所得出的机械手第 k 个关节所应产生的角度，w_{ijk}是神经网络的权重系数。

由此产生的角度误差是

$$\epsilon_k = \theta_k^d - \theta_k \tag{6-27}$$

其中，θ^d 是期望达到的角度。

权重修正算法是自适应的，即

$$\Delta w_{ijk} = \eta \epsilon_k y_{ij} \tag{6-28}$$

其中，η 是自适应(步长)因子，取为常数(亦可取为某种依赖于时间的函数)，决定了算法的稳定性与收敛性。

该公式的意义是，不一致的误差是由权重不一致引起的，输入信号较强的神经元则权重对误差的影响也较大，因此，把相应的权重修正的多些。这是符合神经生理学实验的。每次修正能使下次的输入特性得到改善。由此看出，输入神经元的分布特性，使相邻的输入(对应相邻的空间位置)或多或少地共享了这个改进的结果。自一致学习的流程示意图如图 6-25 所示。

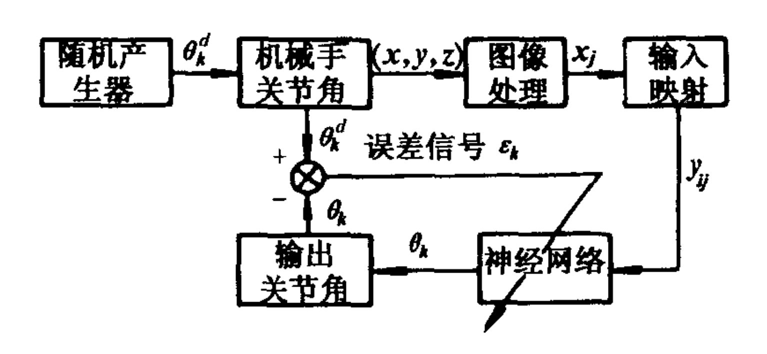


图 6-25　自一致学习流程图

用上述方法对神经网络训练多次后，有可能在输入和输出之间建立合理的权重网络，该网络反映了输入和输出全局关系。用这个网络计算出的输出就能控制机械臂很好地抓取目标或触到给定的空间位置。

在手眼系统的执行过程中，还可以加上感觉误差的自学习。这样即使几何或物理参数变了，例如把机器人底座垫高、摄像机倾

斜以及机械臂磨损等情况发生时，系统也能及时作自适应调整，以维持其工作特性。该学习过程建立在视觉误差反馈基础上，需要系统具有有关先验知识。而这些知识已在前面的自一致学习中建立起来。整个系统仍然是无导师的自学习系统。

手眼系统在试图用已经建立起来的知识抓取目标时，如果由于上述原因而失败，那么在目标与抓手终端之间就会有误差。这种误差可以通过摄像机反映出来。

设前面的自一致学习网络已经建立好，发现目标位置后通过网络权重算出机械手关节角度，产生抓手终端位置，由(6－25)式得到抓手对应的新的输入映射 y'_{ij}，为了得到误差信号，计算应得关节角度

$$\theta'_k = \sum_{ij} w_{ijk} y_{ij} \tag{6－29}$$

定义误差

$$\varepsilon'_k = \theta_k^d - \theta_k' \tag{6－30}$$

其中，θ^d 是期望达到的角度。

用这个误差调整权重，其修正算法也是自适应的，即

$$\Delta w_{ijk} = \mu \varepsilon' k y_{ij} \tag{6－31}$$

其中，μ 是自适应步长，取为常数或依赖于时间的函数，适当选取以保证算法的收敛性。

经过多次调整，系统能够适应新的变化环境。图 6－26 是这种误差自学习方案的框图。

2. 自组织神经网络在机器人手眼系统中的应用　Kohonen 自组织神经网络是一种无导师自学习网络，可以对输入模式的特征进行拓扑逻辑映射。它由一个全互连的神经元阵列构成，每个神经元的输出都是网络中任意一个神经元的输入。每个神经元接收的外部输入都是一样的，它有两种权重：一种是神经元对外部输入反应的权重；另一种是神经元之间的连结强度，控制着网络神经元间的相互作用大小，其值可以为零。

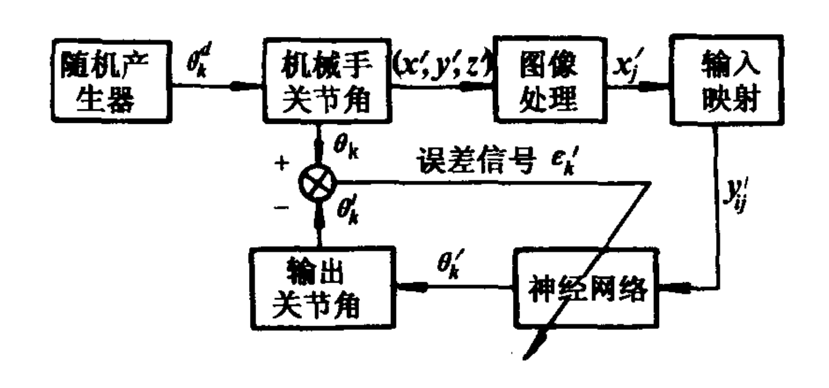


图 6-26　视觉反馈-误差自学习流程图

当外部输入模式出现时，网络的每个神经元都同时工作。网络采用 WTA(Winner Take All)的竞争学习机制，遴选出一个神经元。网络训练好后，当同样的模式出现时，某个神经元将兴奋起来，表示该神经元已认识了这个模式。

竞争公式为

$$F_s=[u\in U \mid \|u-w_s\|\le\|u-w_r\|,\forall r] \tag{6-32}$$

其中，u 是外部输入；U 是输入空间；w_r 是神经元 r 的外部输入权重，亦即分类核心，神经元 r 是在 n 维整数空间中排列的；s 是被选神经元，F_s 是神经元 s 对应的输入子空间，即只要输入落在这个子空间内，即 u 与 w_s 的距离 $\|u-w_s\|$ 是最短的，那么神经元 s 就在竞争中获胜。这样就完成了对复杂模式的分类过程。

刚开始时，各分类核心 w_r 是一无所知的，可以取为随机数，可谓“混沌初开”。如何从神经元排列的无序状态演变到有序状态呢？可以采用如下的自组织学习算法。

$$\Delta w_r=\varepsilon h_{rs}(u-w_r),\forall r\in N_s \tag{6-33}$$

将这个调整量迭加到原来的权重 w_r 上。上式中，N_s 是神经元 s 的邻域；ε 是学习速率，与通常算法不同的是，在这里可以取为依训练次数 t 的指数下降函数

$$\varepsilon=\varepsilon_0 e^{-\alpha t} \tag{6-34}$$

h_{rs}是学习邻域神经元相互作用大小，r 与 s 相距愈远，其值应愈小。为此，h_{rs}可取为钟型曲线

$$h_{rs} = \exp \frac{\| r - s \|^2}{\sigma^2(t)} \tag{6-35}$$

其中，$\sigma(t)$也应取为依训练次数 t 的指数下降函数

$$\sigma = \sigma_0 e^{-\beta t} \tag{6-36}$$

自组织学习公式(6－33)包含这样的意义，当 u 与被选神经元 s 的权重 w_s 有差别时，除了 w_s 本身将学习修正外，s 的邻域 N_s 中的其它神经元也将根据它们的误差 $u - w_r$，依距离 $\| r - s \|$ 的大小或多或少作一定的调整，越靠近 s 的神经元，调整得越多，$r = s$ 时调整量最大。这样所形成的邻域关系使得输入模式相近时，对应的输出神经元在位置上也靠近。这样也增强了网络结构的稳定性。这种思想类似于人脑内的感觉映射。

以一个有 N 个神经元(如 $N = 25$)的一维网络为例。当输入[0,1]是上均匀分布的随机数时，在大量的输入样本呈送给网络训练后，网络的各神经元权重 $w_r(r = 1,2,\cdots,N)$ 将按大小进行排列，即当 $i < j$ 时，$w_i < w_j$ 或 $w_i > w_j$(如图 6－27 所示)。到底是两种情况的哪一种，则与网络的初始条件和训练过程有关。

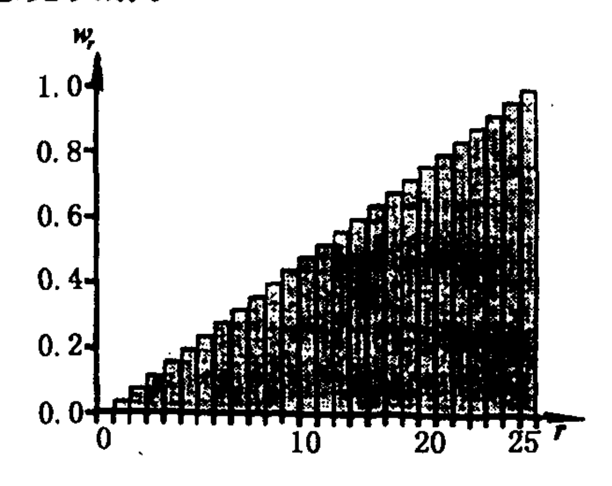


图 6－27 自组织网络权重的均匀分布

神经元权值的调整是为了在网络中得到一种适当的排列次序。这种排列次序的根据是：由于被选神经元的邻域内各神经元也或多或少调整权重，因而此邻域内各神经元的响应也应该相差不远。

尽管网络始于随机初值，但通过自组织可体现输入的概率分布。以正态分布为例，当输入是正态分布的随机数时，网络经过自学习后，其权重 $w_r(r = 1,2,\cdots,N)$将呈现正态分布函数形状。在输入值出现概率最大的区间，网络也自组织出最多数目的神经元

用来分辨，如图 6－28 所示。

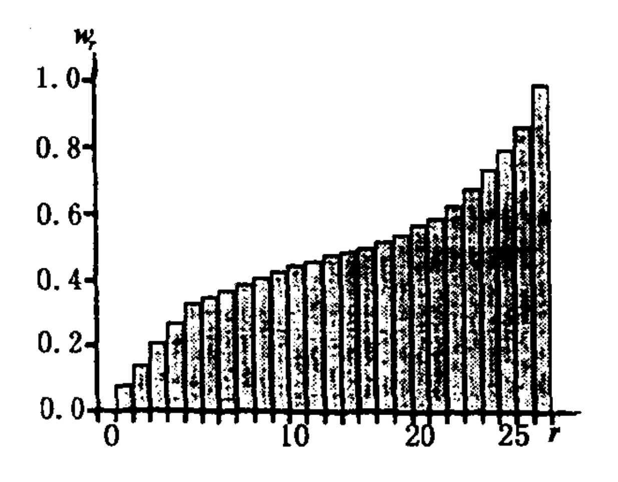


图 6－28　自组织网络权重的正态分布

我们知道，手眼系统的目的是在摄像机获取空间物体的位置与姿态信息后，通过某算法，使机械手能准确抓到该物体。如果不考虑物体的姿态，可把它当作一个小球处理，摄像机获取图像，由 2 台摄像机可得到 4 个坐标值，将它们组成一个向量 u 可以唯一地对应物体的位置。3 自由度旋转机械手可达到一定操作空间内的任意位置(x,y,z)，与之相对应的是机械手的 3 个关节角度，组成向量 θ，则 θ 是 u 的函数

$$\theta = \theta(u) \tag{6-37}$$

这一关系概括了机械手的整个操作空间。因此，非线性现象是非常复杂的，要用一个函数逼近整个空间的非线性映射是困难的。为此，采用三维自组织神经网络，把整个操作空间划分成许多区域，每个区域用一个线性函数逼近。每组权重各自对每个区域负责，这样对于每个小区域训练一组权重就容易多了。当区域分得足够细时，逼近精度可以达到所要求的程度，从而使得机械手的抓取精度大为提高。

对于神经元 s，有一个感受野 F_s 和凝视点 w_s，如果外部输入 u 正好落在凝视点 w_s 上，那么，该神经元的输出就是 θ_s。当输入 u 偏离时 w_s，将 $\theta=\theta(u)$在 w_r 处展开成一阶 Taylor 级数，得神经元 s 的输出

$$\theta(u) = \theta_s + A_s(u - w_s) \tag{6-38}$$

其中，θ_s 是一个 3 维向量，A_s 是一个 3×4 维的一次项系数矩阵。这个线性方程有未知数 θ_s 和 A_s。

下面采用两次测量策略求取它们新的真值 θ_s^* 和 A_s^* 的估计值。

首先,把机械手按角度 θ_s 放置,得到抓手终端在视网膜的位置为 v_i,这时

$$\theta_s = \theta_s^* + A_s^*(v_i - w_s) \tag{6-39}$$

接着,把机械手按角度 $\theta_s + A_s(u - w_s)$ 放置,得到抓手终端在视网膜的位置为 v_f,应有

$$\theta_s + A_s(u - w_s) = \theta_s^* + A_s^*(v_f - w_s) \tag{6-40}$$

上面两式相减,得

$$A_s(u - w_s) = A_s^*(v_f - v_i)$$

因为 A_s^* 是一个 3×4 维的矩阵,而仅有 4 个方程,尽由上式则解不出。为此,还假设对垂直空间的投影算子 $(\Delta v)^{\perp}$,A_s^* 保留原来的 A_s 信息,即

$$(A_s^* - A_s)(\Delta v)^{\perp} = 0 \tag{6-41}$$

其中

$$(\Delta v)^{\perp} = I - \Delta v(\Delta v^T\Delta v)^{-1}\Delta v^T \tag{6-42}$$

由此解得

$$A_s^* = A_s + A_s(u - w_s - \Delta v)\cdot\Delta v^T\cdot\|\Delta v\|^{-2} \tag{6-43}$$

并且得到

$$\theta_s^* = \theta_s - A_s^*(v_i - w_s) \tag{6-44}$$

根据自组织算法,在神经元 s 的邻域 N_s 内,对 A_r 调整 ΔA_r,与此同时,w_r 也可进行调整,调整量为 ΔA_r。有了新的 A_r 和 w_r 后,可得到比 θ_s^* 更精确的值。

整理上述过程,则按次序有

$$A_s^* = A_s + A_s(u^* - w_s - \Delta v)\cdot\Delta v^T\cdot\|\Delta v\|^{-2} \tag{6-45}$$

$$\Delta w_r = \varepsilon h_{rs}(u^* - w_r) \tag{6-46}$$

$$\Delta A_r = \varepsilon' h_{rs}'(A_s^* - A_r) \tag{6-47}$$

$$\theta_s^{**} = \theta_s + A_s(v_i - w_s) \tag{6-48}$$

$$\Delta\theta_r = \varepsilon'' h_{rs}''(\theta_s^{**} - \theta_r) \tag{6-49}$$

式中，ε'，ε''和h'_{rs}，h''_{rs}取法分别与ε和h_{rs}相同。

6.3.4　神经网络的鲁棒控制

从神经网络组成的机器人运动控制系统结构来看，大致有三种方式，即直接控制、自校正控制和并联控制。下面分别加以介绍。

直接控制的原理如图6－29所示。图中y为机器人的实际位置、速度和加速度。y_d为期望值（给定值）。

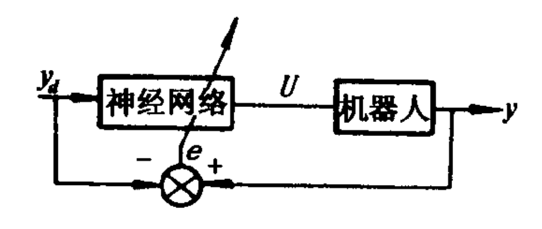


图6－29　神经网络的直接控制

把机器人动力学方程抽象为

$$U = f(\theta_d, \theta'_d, \theta''_d) \tag{6-50}$$

通常精确地测量f的具体参数是很困难的，有时甚至是不可能的。但我们可以利用神经网络的学习能力通过离线训练，让网络实现函数f。这样，当给定y_d时，网络就产生一个输出U，这个U的大小正好满足实际机器人的动力学特性。于是，机器人就有合乎要求的输出y。

从控制观点出发，这属于开环控制。因此，无法克服随机干扰的影响。此外，这种结构对神经网络权矩阵初值的选择要求很严格。如果权矩阵初值选择不当，不但有较大误差，而且可能造成系统不稳定（即误差发散）。因此，较为实用的结构是如图6－30所示的改进型。

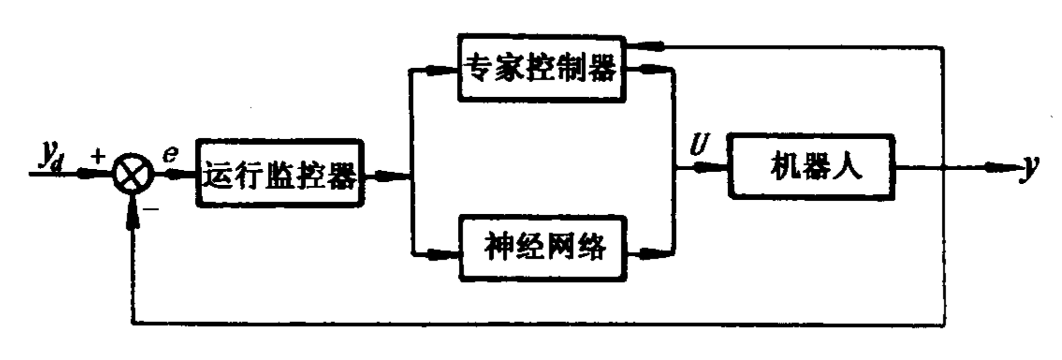


图6－30　改进的神经网络直接控制

神经网络仍然学习机器人的逆动力学特性，即式(6－50)。但它的控制作用不一定一开始就投入，而要受运行监控器控制。只有当神经网络的控制效果比较好时，如误差 e 的绝对值小于某个数时，才投入神经网的控制。否则由专家控制器施行控制。专家控制器是根据误差和输入要求的一个控制集合，它也可以是一个常规调节器。这样，系统始终在闭环方式下运行，克服了上述的缺点。

当系统参数发生变化时，可采用具有自校正功能的神经网络控制(如图 6－31 所示)。神经网络作为自校正控制系统的参数估计器，当系统模型参数发生变化时，神经网络对机器人动力学参数进行在线估计，再将估计参数送到控制器实施控制。采用神经网络的自适应控制与常规自适应控制相比，系统参数估计将更精确，因为它不必首先将系统模型简化为解耦的线性模型。

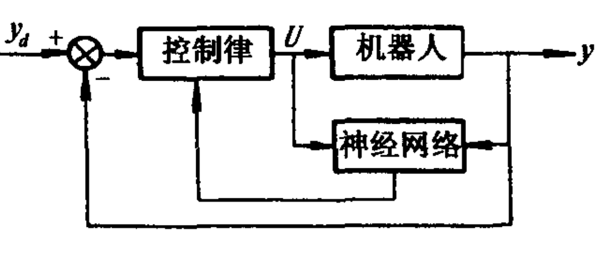
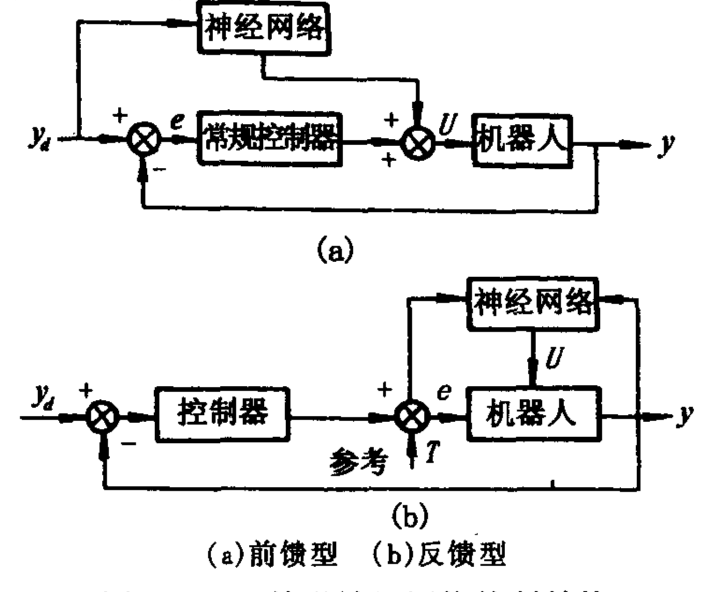


图 6－31 神经网络的自校正控制

还有一种是并联控制结构。这种控制结构又可分为前馈型和反馈型，如图 6－32 所示。



(a)前馈型 (b)反馈型

图 6－32 并联神经网络控制结构

在图 6-32(a)中，神经网络学习机器人的逆动力学特性(如同直接控制情况)，并给出驱动力矩。如果这一驱动力矩是合适的，系统误差很小，常规控制器的控制作用很弱。反之，常规控制器将起主要控制作用。

在图 6-32(b)中，神经网络根据要求的和实际的动态差异，产生校正力矩，使机器人达到希望的动态特性。

在图 6-29 至图 6-32 中神经网络起着动态映射的作用，即当把神经网络作为控制器时，网络必须能实现系统的动态关系，也就是完成系统的动态映射。大致有两种方法可实现系统的动态映射。第一种方法是使用含有动态因子的数据作为网络的输入，如图 6-33 所示。图中表示网络要完成一个 n 阶微分方程描述系统的动态映射关系。设该 n 阶微分方程为

$$y^{n}(t)+a_{1}y^{n-1}(t)+\cdots+a_{n}y(t)=b_{1}u^{n-1}(t)+b_{2}u^{n-2}(t)+\cdots+b_{n}u(t)$$

网络的输入向量应包含 $y(t)$ 和 $u(t)$ 及其各阶导数。显然，这种方法适用于模拟控制。

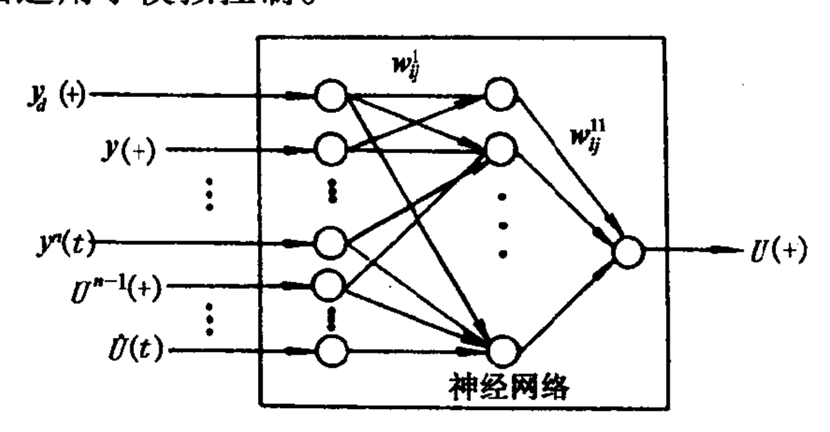


图 6-33 模拟型动态映射

第二种方法适用于数字控制，因为它采用差分方程形式来完成系统的动态描述，如图 6-34 所示。图中，$u(k)$、$u(k-1)$、$\cdots u(k-n)$ 分别表示网络的当前时刻、前一时刻以及前 n 时刻的输出；$y_d(k+1)$表示当前的期望值；$y(k)$、$\cdots y(k-n)$ 表示当前一时刻以及前 n 时刻机器人系统的输出值。

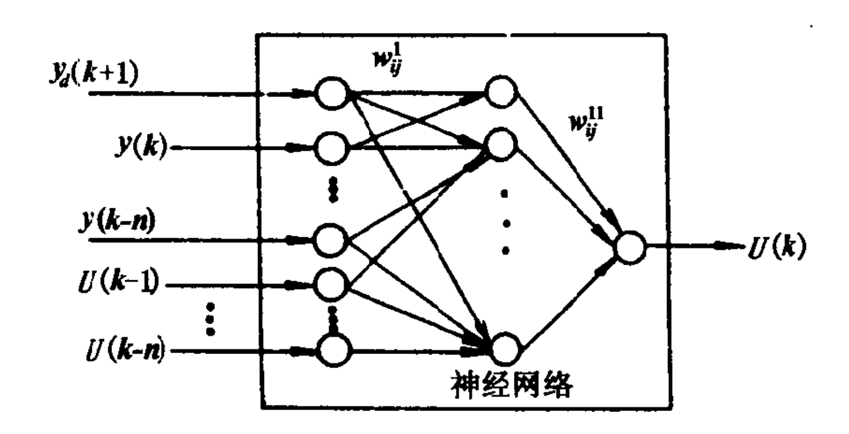


图 6-34 数字型动态映射

显然,采用数字计算机时,能很方便地实现 u 及 y 各时刻值的存储。

下面我们来看一个神经网络用于机器人动力学鲁棒控制的实例。

采用一个线性调节器和神经网络的前馈补偿项组成机器人控制器(见图 6-32(a)),并利用数字方法实现动态映射,这样就构成了机器人控制系统,它能很好地跟踪高速运动轨迹。

1. 实验系统组成　该系统由一台 PUMA 560 机器人和通用电动机控制器以及一台主计算机组成,如图 6-35 所示。

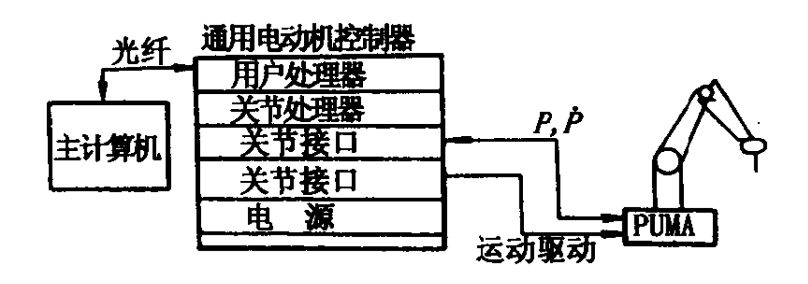


图 6-35 实验系统结构

在这一控制器中,共有 5 个模块。

(1)用户处理器。它的功能是接收主计算机送来的信息,包括 PID 参数和前馈项的数值。它与主计算机通过光纤通信,速率为 5M bit/s。

(2)关节处理器。它接收上一模块信息并形成控制指令,然后

对每一关节实行位置闭环控制。它的另一个功能是用连在串行口上的显示器实时显示实际运动参数,如位置、速度。加速度等。

(3)关节接口模块。在每个模块上有4路功率放大器和4路光码盘接口,它完成电动机驱动和读反馈功能。

(4)电源模块。它为上述各模块提供直流电源。

(5)主计算机。它执行神经网络算法,然后把网络计算结果作为前馈补偿值送给用户处理模块,控制周期为15ms,它也从用户模块读取反馈数据。

这个实验系统可以评估提出的算法。

2. 控制律　机器人运动方程为

$$A(q)\ddot{q} + B(q,\dot{q}) + G(q) = T$$

式中,A 为 $n \times n$ 维机器人惯性矩阵;B 为机器人哥氏力、向心力作用,$n \times 1$ 维矢量;G 为机器人重力作用,$n \times 1$ 维矢量;T 为作用在机器人关节上的力或力矩,$n \times 1$ 维矢量;q 为机器人关节角,$n \times 1$ 维矢量。

所用控制律如下:

$$T = [A'(q)\ddot{q} + B'(q,\dot{q}) + G'(q)] + J'(q)[K_p e + K_v \dot{e}] = T_t + T_L \tag{6-51}$$

式中,A',B',G'分别为实际系统参数 A,B,G 的估计值;$J'(q)$为机械手 Jacobian 矩阵的转置矩阵;e 和 $\dot{e}$ 为位置和速度误差;K_v 为速度增益(正定)矩阵;K_P 为位置增益(正定)矩阵;T_L 为线性调节器产生的驱动力矩;T_t 为网络给出的驱动力矩;T 为总驱动力矩。

神经网络的作用是学习机器人逆动力学。然后,由神经网络给出校正力矩 T_t。如果 A',B',G'精确等于它们所对应的参数,则 $T_L = 0$,$T = T_t$。T_t 就是保证良好跟踪能力所需要的驱动力矩。不幸的是这不可能,因为模型的不确定性或学习过程的不确定性,使得 A',B',G'与对应参数不可能准确相等。

令 R 表示相应参数之和,也就是

$$R = (A' - A) + (B' - B) + (G' - G)$$

如果 $R > 0$,这是过补偿情况。如果 $R < 0$,是欠补偿情况,通常采用这种情况。T_L 是线性调节器输出,它可以使轨迹跟踪误差足够小,并可以提高系统的鲁棒性。T_t 可以极大地提高系统动态跟踪能力,所以这个控制器是由一个反馈部分和一个前馈部分组成,如图 6-36 所示。

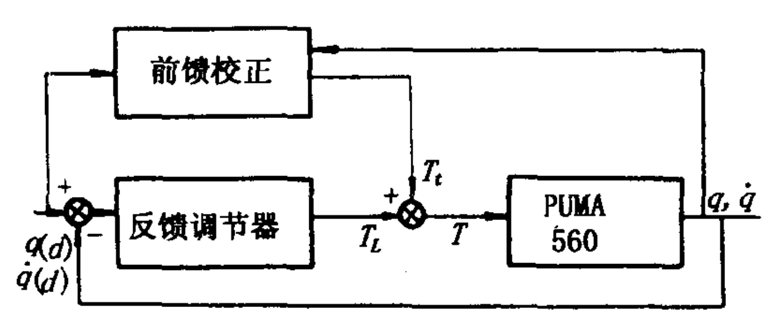


图 6-36 控制器结构

该控制器执行式(6-51)表达的控制律。

3. 学习过程和神经网络算法 在网络训练阶段,断开反馈环。神经网络结构如图 6-37 所示。

为了学习机器人逆动力学和控制命令之间的映射关系,网络输出驱动腰转、大臂、小臂在整个关节活动范围内运动。取这三个关节角一个随机摄动,终端效应器将有一个位置变化,我们注意到调整这个映射是可逆的,即一个关节角摄动 Δq,引起了位置变化,从 P_1 到 P_2 点。一个负 Δq 摄动,引起从 P_2 到 P_1 相反的位置变化。这种变化,使我们从每一个关节角摄动中,获得两个训练样本。

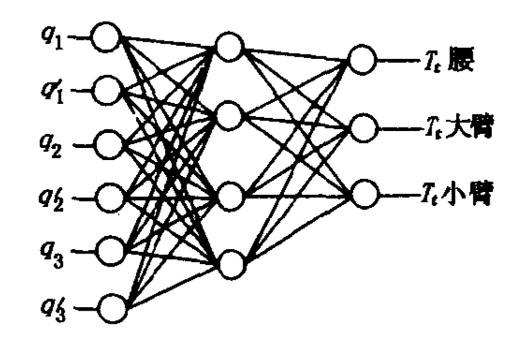


图 6-37 神经网络结构

网络保留着在训练阶段获得一个样本集合,然后从这个集合中随机选取一些点,运行这个网络,向后传播误差,网络的映射关系就不断提高。

网络中所有的权系数,在初始化时是从 0 到 0.2 的一个随机值,每个神经元的输出由一个 S 型激活函数确定,即

$$\frac{1}{1+\exp(-\sum_{i=1}^{n}\text{input}(i)+\text{bias})}$$

这里,input(i)表示第 i 个输入,bias 是单位偏差。为了让这个激活函数产生 0 或 1 值,求和项必须是负无穷大或正无穷大。这样,当要求输出值接近 0 或 1 时,该单元的连结权系数必须增长到非常大的幅值。为了保证数值有一个合理范围,可以采用 0.25 和0.75 来代替激活函数的全范围值(0 到 1),具有合理小的数值网络,可以维持更大的对新数据的适应能力。一般讲,其结果对改善性能是很重要的。

使用标准的向后传播算法和增量原则来达到最小化网络误差,对于输出层上任一单元 j,误差信号可以计算为

$$\delta_j = (t_j - O_j)O_j(1 - O_j)$$

对于隐藏层上任一单元 j

$$t_j = O_j(1 - O_j)\sum_k \delta_k W_{kj}$$

式中,t_j 为要求的输出;O_j 为实际输出;W_{kj}连结到单元 j 的第 k 个输出权系数值。

当第 n 次输入数据出现以后,任意两个单元的连结权值可由下式调整:

$$\Delta W_{ji}(n+1) = \eta(\delta_j, O_i) + \alpha\Delta W_{ji}(n)$$

式中,η 为学习率;α 为常数。这里,$\eta = 0.3$,$\alpha = 0.9$。

4. 实验结果和讨论 为了检验上述方法的有效性,孙迪生等用 PUMA560 作了一个实验。

因为 PUMA 机器人的后三个关节比前三个关节有更小的动力学影响,故仅对前三个关节施加神经网络产生的前馈校正作用。

(1)低速下的跟踪能力。首先,让不训练的机器人画一个 40cm 长的直线和直径是 20cm 的圆,速度为 20mm/s。它的跟踪

结果是如此之好，以致我们的肉眼看不到轨迹误差。在此情况下，T_L 起了 98% 的控制作用，机器人不需要动态补偿，因为运动速度太低，非线性影响可以忽略。另外，PUMA 是非直接驱动机器人，每个关节都有减速器，其速比高达 100。这样关节之间耦合作用是很小的，但当高速运动或直接驱动或低刚度连杆机器人运动时，动力学补偿是完全需要的。

(2)高速下的跟踪性能。开始，仍不训练机器人，让它们以 1m/s 速度画一 50cm 的线，其结果如图 6－38。

最大跟踪误差约为 1cm。当神经网络被训练好以后，仍以相同速度来画这条直线，如图 6－39 所示。图中看不到跟踪误差，机器人能很好地跟随这个轨迹。当机器人画这条直线时，用示波器记录下控制作用 T_t 和 T_L，如图 6－40 所示。

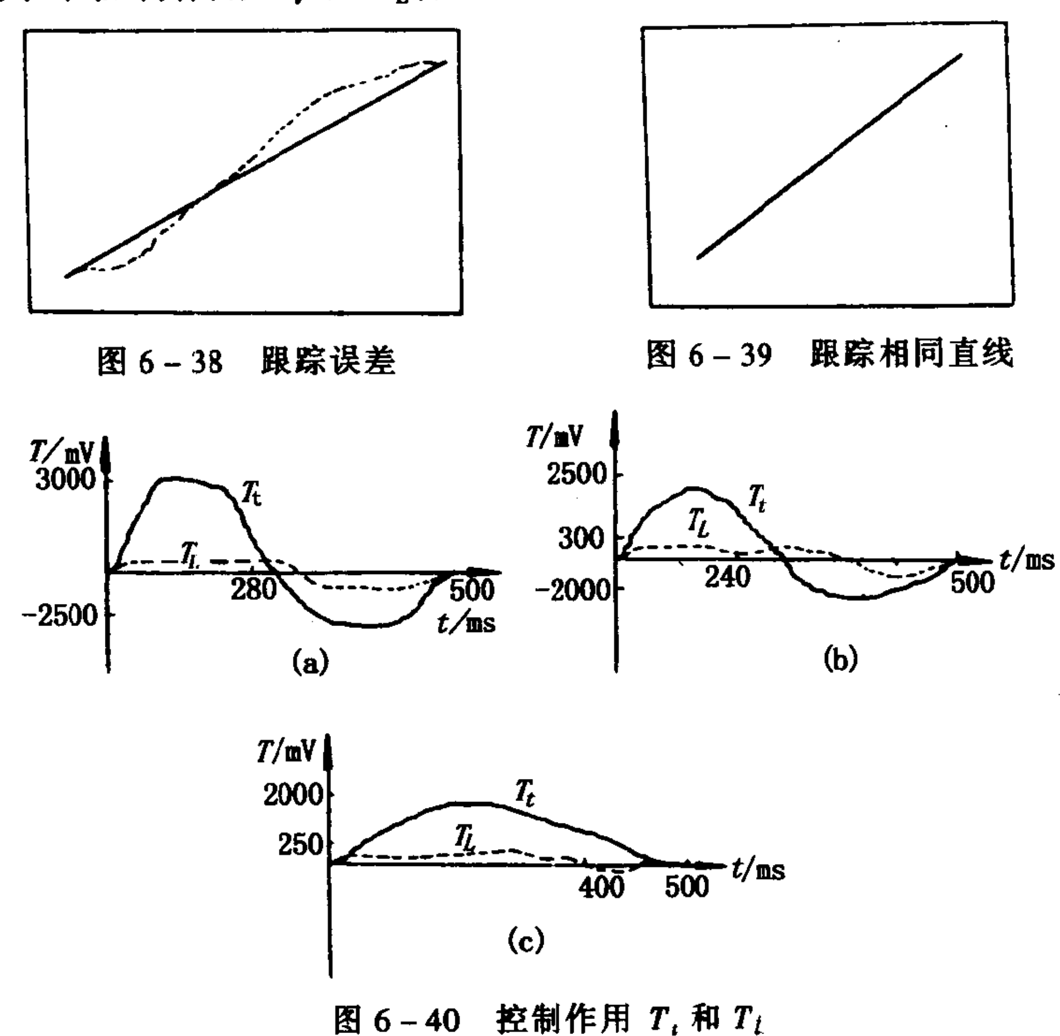


图 6－38　跟踪误差

图 6－39　跟踪相同直线

图 6－40　控制作用 T_t 和 T_L

很明显，在跟踪过程中，神经网络起了主要控制作用，而 PD 调节器输出由于位置和速度误差很小而变得很弱了，但该调节器可以减小随机扰动的影响。

至此，我们给出了一个使用两层前向神经网络的鲁棒控制器，在每个控制阶段，神经网络利用训练阶段获得的数据，产生一个补偿力矩。它可以极大地提高高速跟踪能力，这个控制方法有如下优点：有效的在线学习算法；网络结构简单，适于控制目的；不需要动态模型的不确定性的边界知识，因此它可以用来控制更普通的一类模型未知的动态系统。

第七章 认知控制

7.1 认知控制系统的结构

产生自主运动的认知控制系统(如图 7-1 所示)包括感知层、数据处理层、概念产生层、目标感知层、控制知识/数据库、结论产生层。关于自主运动我们将在下一章详细讨论。

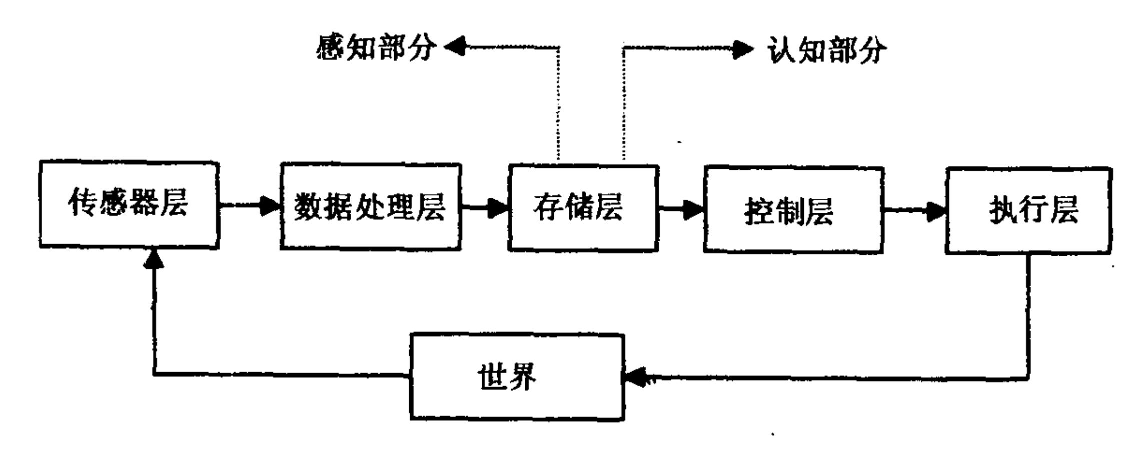


图 7-1 认知控制系统结构图

下面对系统的各个组成部分分别加以介绍。

1. 感知子系统 (如图 7-2a 所示)。感知世界,将感知的结果转换成适当的形式,并将其以一定的形式存储起来("传感信息映射")。传感器与传感信息映射之间的接口不是什么新概念,在遥控系统中经常用到。另外,传感信息映射不仅是存储信息,更重要的是对信息的处理和解释以及解决信息的存储、恢复效率等数据库经常遇到的问题。

即使不考虑信息解释问题,针对系统信息的存储和恢复,要求对信息进行适当的组织。这意味着系统组织必须能反映:a. 输入

信息的性质;b. 输出信息的性质;c. 存储介质的性质。

输入和输出的性质由传感器和输出子系统表达能力决定。这种表达能力的广度和多样化应该满足运行目标的要求。性质本身与系统的制造工艺、设备及其维护的造价以及仿生系统本身的其它因素决定,它还间接地与给定的仿生系统能接受的认知知识数据库的概念有关。

传感信息映射被认为是一种知识库,它不需要任何解释文本,由认知知识数据库实现。我们可以定义传感映射为一种特征知识库。

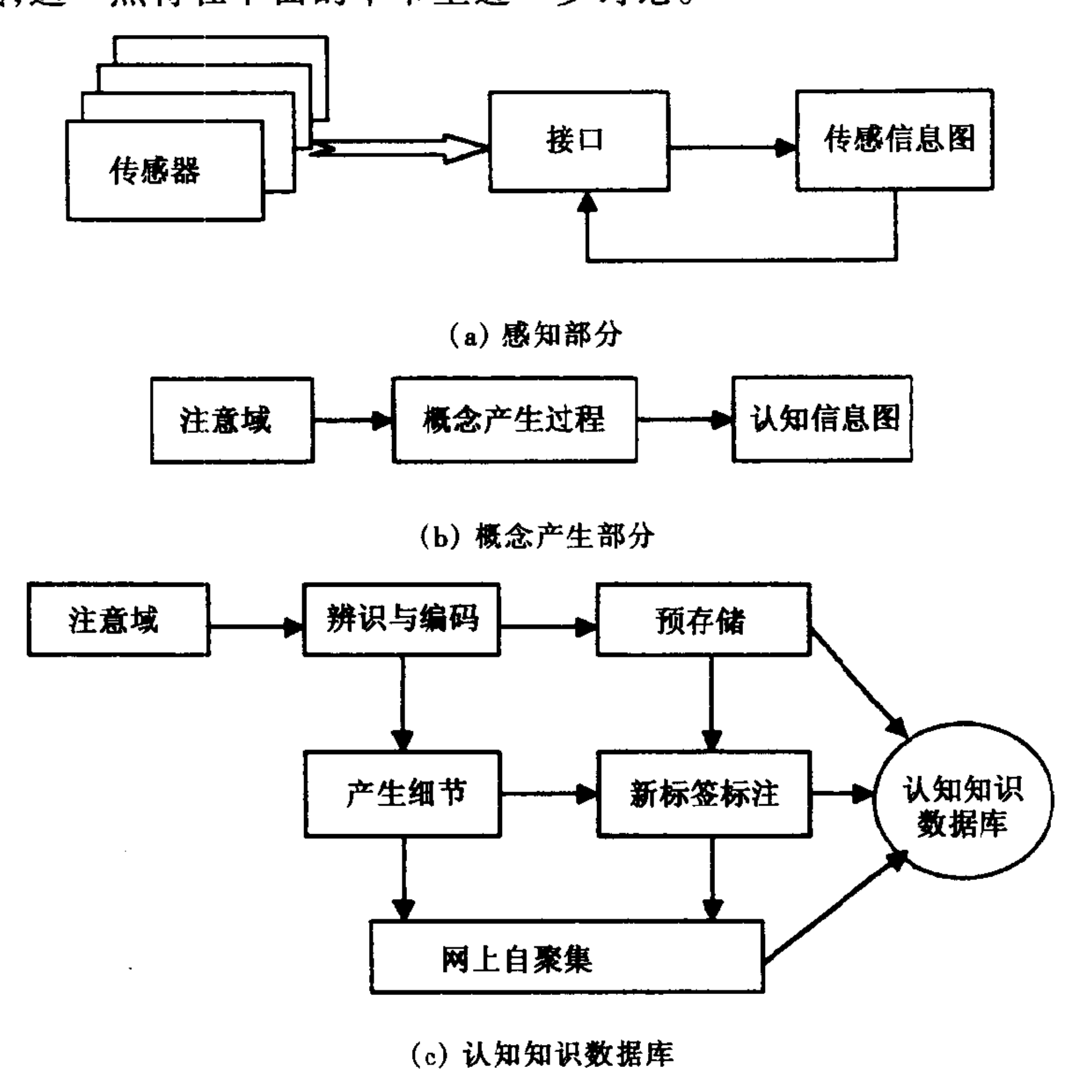
2. *认知知识数据库*　(如图 7－2 b 所示)。与传感信息映射不同,认知知识数据库是一种解释知识数据库。它在注意(attention)域中选取内容,判断场景的特征和它们之间的关系,存储所选取的场景,在指定的场景上为世界感知注上新的标签,从而完成了所谓的细节产生过程,并激发标注的场景网上相关场景自动聚集的过程。

这一系列的动作建立在场景标签 (或知识超级图解) 汇编网的基础上。在初始阶段,汇编网可以是空的,并假设用有效的学习结果来填充它。然而在研究阶段,我们不能期望进入学习过程。这样,由操作者根据大量的实际应用发出命令,产生知识的超级图解。

3. *概念及其产生*　(如图 7－2c 所示)。非细节产生的过程与认知知识数据库的细节产生过程不同。概念产生的过程与建立传感信息映射的过程类似,唯一的区别是后者的算法通过对严格的足够大的词汇表进行操作,将传感器的描述语汇转换成传感信息的图形描述。相反,概念产生子系统从注意域映射到概念域是假设在操作的词汇没有严格确定,因此称为描述空间或映像世界。在这个空间里,创建了世界场景的概念并组织成概念图,更精确地说是世界—概念图。

因此,感知和概念产生的过程基于类似的算法结构。它们是

组合的算法，当输入输出的词汇足够大时，它们不能实时操作。通过使用几种拟人的启发式方法，我们避免了“维数灾”。然而，求解感知和概念产生的算法只能使用与计算机的结构完全不同的形式，这一点将在下面的章节里进一步讨论。



(a) 感知部分

(b) 概念产生部分

(c) 认知知识数据库

图 7－2 认知子系统的组成

4. 目标感知 (如图 7－3a 所示)。感知的机制讨论过了，并有了可用的接口算法。然而，接口的输入和输出子系统是唯一的，我们现在来讨论。的确，我们没有任何外界产生的输入信号，目标集主要是通过输入信息产生的。这个输入信息由整个的运行目标或系统的代价函数给定。这两者共同初始化目标产生器和目标感知系统，这个目标感知系统必须转换成目标概念系统，从而组成目

标概念图。

5. 控制知识/数据库　(如图 7-3b 所示)。类似认知知识数据库,控制知识数据库是解释知识数据库。它集中在与目标有关的标签网络的定义域上,并完成下面的过程:

a. 目标的分解;

b. 子目标集合的确认;

c. 在每一层里持续减去子目标,并确定适当的命令;

d. 对其优点和和谐性进行评价;

e. 经过自聚集(self-clustering)确定目标标签网。

6. 解的概念　(如图 7-3c 所示)。这个过程与非细节产生过程非常类似,也是在概念子系统内完成的。唯一的区别是用到的信息不同。这里,图像世界的建立时间与远处实际观测场景的时间不同。这样,来构造和评价突发事件。

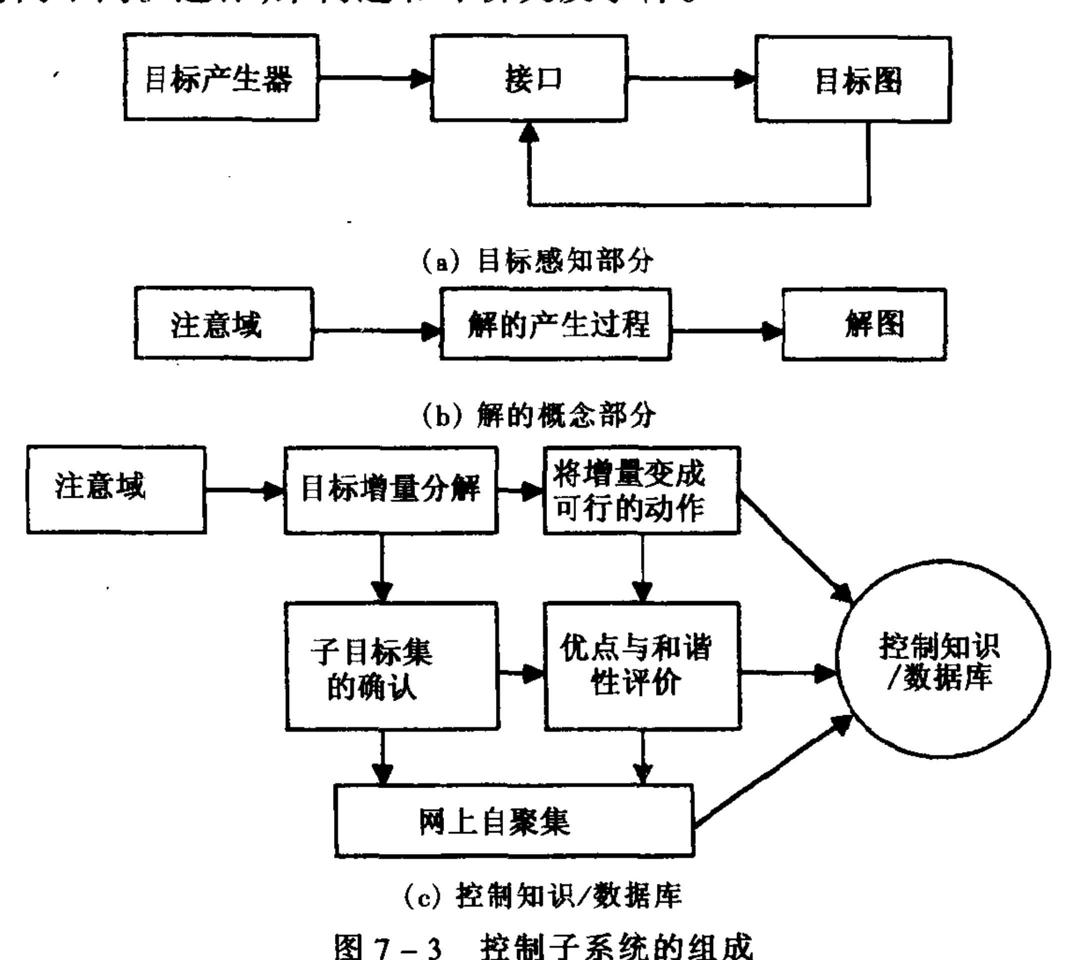


图 7-3　控制子系统的组成

上面所考虑的所有子系统组织成如下的认知控制器(如图 7-4 所示)。显然,遍布整个子系统集上的所有知识库需要从概念上和物理硬件上统一起来。

输出命令(解)被转变成执行系统。认知控制的整个环路通过环境闭合起来。

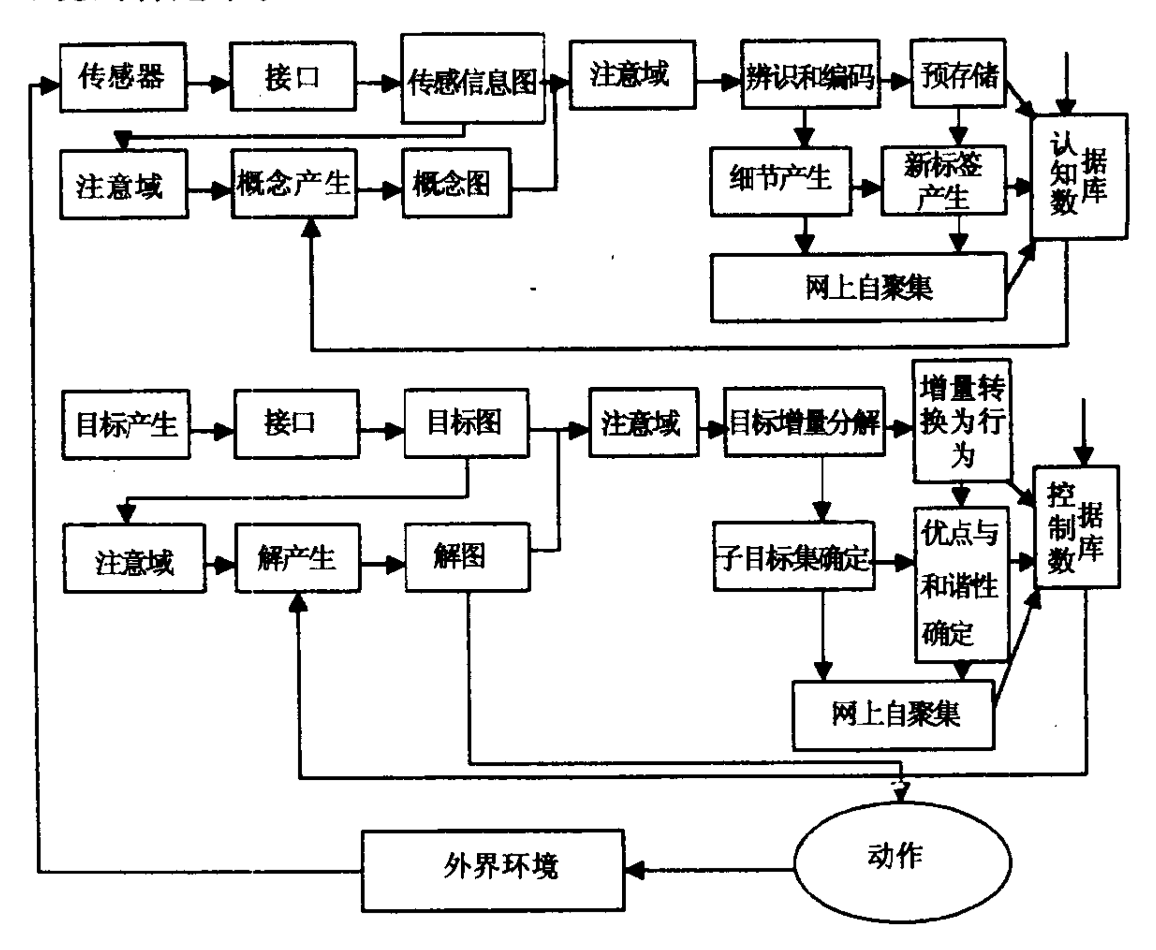


图 7-4 拟人智能系统结构

如前所述,整个系统由认知、控制与环境三个子系统组成。认知子系统由感知、概念与认知知识数据库三部分组成。控制子系统由目标感知、解的产生以及控制知识数据库三部分组成。

7.2 知识系统与运动规划

基于知识的自主运动仿生系统的控制运作在一个可变的非

结构化状态空间环境中(不仅包括散布着障碍物的环境,还包括所有具有不完整和内部不精确信息的环境)。一个自主运动的仿生系统的典型结构如图7-5所示。整个系统由闭环(传感器,感知与知识库,通过外界环境闭合的控制与致动)和用来与外部(如其它自主运动系统)进行通讯联系,接收探测结果,作出终止运行决策以及修正场景模型的通讯系统组成。其中感知与知识库完成信息的解释和组织工作;知识库,规划与控制部分构成系统控制器;传感器、感知、知识库、规化与控制构成系统的观测器;致动与环境为系统的受控对象。

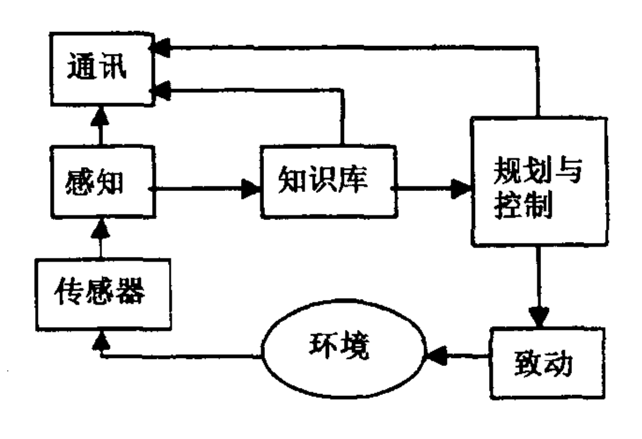


图7-5 自主运动系统结构图

分层智能控制结构可能是解决上述问题的一个适当的工具,因为借助人工智能,自组织自动机以及神经网络技术,它至少具有完成认知运行的基本能力。对于自主运动系统认知运行是与运动规划密切相关的重要功能。传统意义上的规划与控制过程相互独立。这对于大量可以离线规划的,控制过程是从数个给定的,不可变的控制任务开始的系统是可以接受的。对于自主运动系统这种上层决策(离线进行)与下层决策(在线进行)分开作的方式是不可能的。

因此产生了需要将最优规化与控制结合起来一起解决的问题。更明确地说是在线实时地寻找具有好的测度的(如使某一评价函数达到最优)理想的运动位置和轨迹。结构化空间方法用于解决可接受空间但不考虑最优问题和运动的动力学问题。大多数理论算法都需要人为的介入,而且所有的工作都需要假设有完整的环境知识,并运作在结构化场景中。许多研究项目在非结构化场景中进行运动规化,典型的例子就是自主运动的分层系统。

将运动规划简化为纯几何问题可以使人们看到问题的复杂性和数学解的精确性。存在的系统与结构化空间方法相结合，在给定的几何约束下采用计算几何方法，可以找到路径网络中的最短距离路径。各种最短路径方法是基于确定障碍物周围的势场；当假设场景知识预先充分已知时，可应用其它方法。所有这些方法直接应用到在杂乱的有限空间中具有离线静态运动轨迹规划的自主运动系统。一旦需要在线实时规划，就涉及到动力学问题。如果受控对象是复杂的和分层的，场景是不一致和未知的，而且计算机的能力是有限的（所有的自主运动系统都存在这个问题），那么所提出的方法可以作为工具用于自主运动仿生系统的子系统的组合规划/控制中。

在这样的系统中，希望规划以状态描述（或状态序列）的形式产生控制系统的输入。这样规划必须在线预测可接受的运动轨迹，同时它应该能提供评价函数的理想值。这个预测应该在实际运动开始之前得到，而这一阶段场景信息通常是不完整的。因此，必须基于需要估计不确定变量和参数的似乎可能发生的情况，来考虑所有可能发生的问题。假设控制子系统的作用是一种补偿，则初始信息的不确定性以及评价函数描述的不一致性不会削弱理想结果。所获得的运动轨迹作为规划/控制组合运行的结果成为最底层控制器的输入。规划的结果越好，常规控制器的补偿作用越容易实现。

自主运动系统组合规划－控制过程的特征是在规划阶段，确定系统运动的最优轨迹。最优轨迹意味着最小，最大或提供评价函数的有限值。这个条件必须被满足，无论采用何种方法提供实际的控制操作；在控制阶段，系统必须实现预先规划的轨迹，这样确保运动偏离规划轨迹和评价函数偏离规划值的偏差为最小或不超过理想值。如果超过了理想值，要使用新信息重新进行规划计算。

经典控制理论基于数学微积分解析和计算方法，充分和大量

地利用场景描述信息。在分层智能控制系统中,将这些方法进行扩展和修改。事实上,必须开发出基于处理场景语言描述的新方法,而所熟知的基于微积分的解析和计算方法应作为利用知识库描述世界(world)的新方法的一种特例。

应用嵌套世界描述规则的知识库允许以一定的分辨率和精度以及一定的计算满意度在预知的内容范围内确保规划性能。知识库系统可以存储根据经验获得的信息,将解析世界描述分解为规则系统,并在描述空间产生基于分句过程的新规则。

这样,隐含地假设受控系统(对象)由嵌套分层智能控制器控制。除了动力学系统的常规解析描述,自主运动系统还采用模糊量化评价数据的语言表达方式。

7.3 场景与知识信息描述

整个系统的结构意味着系统的输出取决于对外界环境的表达技术,换句话说取决于知识/数据库的结构(knowledge/Data Base)。在此,知识数据库被理解为基于名词描述的超图形。每一个名词代表上述的一个实体。每一对名词描述由相应于世界的实体之间关系的边界描述连结起来。当问题被系统地表述出来,这个问题就由面向问题的名词描述体系来"刻划"。这样知识库的相关内容就从语义学网络获得,这个网络通过对特殊环境的统一描述推测出来。

在知识数据库中实体关系网可以理解为对统一模型的描述。假设统一描述模型包含了充分的信息来构造重要的外界场景,用于网络节点组合的应用。显然,如果知识数据库是一个实体的描述,我们就可以把统一描述模型作为解释的根据,并希望将知识数据库用于自主仿生系统的机器智能中。网络中节点的结合有不同的权值(强度),其值通过统计或经验得到。这些数值包含了重要的有意义的信息,并被用于问题的求解。统一描述模型还可以分

解为系统解描述模型。后者是描述空间产生的基础。

要寻找替换的决策需要增强知识数据库。这个增强数据库不是描述实际存在的场景，而是可能存在的场景（称为“想象场景”（“imaginary world”）），我们称其为描述空间（version space）。

描述空间定义为一个“所有似乎可能的选择”清单。如果这个清单存在，人们就可以设法从这个清单中选出所需要的“描述”。

为了构造描述空间，需要把解描述模型聚类，对每一个类加上一个名词。再把这个类似“树叶”的名词加到一个特殊的可以当成“树干”的集合上去。这些词在实际存在的描述中找不到，但在可能的集合成员中可以想象出来。经过这个过程，每一片“叶子”都可能成为可以有许多“叶子”的“树干”（由字组成的类），可以加上更多的“叶子”，尽管它们存在于初始成员关系网中。不断重复上述过程，就产生了描述空间。描述空间的产生方法类似形态学方法中的一些新概念。

这种寻找可选方案的方法称为描述空间目标搜寻法。

在逆目标搜寻过程中采用与上述类似的过程。在这种情况下问题被描述为：给定一个想象集，找到所需要的解释集，使其能最好地满足（想象集的）要求。

弄清楚问题以后，我们可以把需求解释描述模型简化为对需求 S 的初始分类，把系统解描述模型简化为对解的组成部分 D 的初始分类。下面我们讨论构造描述空间的方法。当 S 和 D 的初始分类已知时，可以找到在集合$\{S_{i+1}\}$内分解 Si 的规则。有了分解规则意味着定义类使字的集合$\{S_i\}_{i+1}$中的每一个字都属于这个类。这样，类就由字表组成，这些字不存在于域 S（或 D）中，然而确是可能被其所用。这就相应于“似乎可能的选择”。

描述空间构造的微妙和非常复杂的过程是基于两个相当模糊的行为。首先，对于 S 和 D 的划分规则不能严格定义；其次，在现实中，字的类应该在需要它们的时候构造，而通常在这个时候它们还不存在。这样，目前构造描述空间模型的有效办法是学习过程。

事实上,描述空间 S 并不包括字的分类,而是类的划分。在分类的每一层,我们有许多类作为这一层的成员。如果在这一层里,从每一个类中选出一个字,来描述系统(或寻找解释)。那么,在给定层所有这些字合在一起组成一个系统的可选描述(或一个可选的解释)。这种在每一类中取一个字组合起来的方法叫做"产生推测"。

由上一节我们可以知道,"产生推测"是认知的主要步骤。规范化推测产生过程的一个可能的途径之一是构造有目的的排列(purposeful arrangements)。

推测产生的机制可以理解为对有目的排列的系统进行适当的组合搜索。最早的目的排列的数学描述用于计算机视觉领域。产生和解释集合的基本想法比上述提到的应用要广。由于产生和解释其它集合(如符号集、语言集等)能够从目的排列中获益,在此对目的排列理论进行论述。

目的排列问题显然需要基于知识系统能够对特殊应用有一定的描述。寻找目的排列问题有效解的两个主要的步骤是:在描述空间搜索,对目标排列找到三种匹配(即特定目标满意、自我－整体满意以及总体满意)。

R. Haralick 将排列 F 描述为 S 的 N 次笛卡尔积再与 D 的笛卡尔积。

$$F \supseteq \underbrace{S \times S \times \cdots \times S}_{N \ \ times} \times D \qquad (7-1)$$

这里,$S = \{S_1, \cdots, S_k\}$ 是对系统给定的 k 个可能描述集;N 是系统的组数;D 是基于这些描述的 N 个系统组的可能的解释集。

这样,可以把系统 D 认为是一个表(或向量),系统成员之间的 n 个相互关系由它们之间的 n 维关系矩阵来描述。解释 D 与这些关系复杂的结构相联合,变成了一个 $(n+1)$ 维矩阵。

排列 A 由三个元素定义,即 $A = \{F, S, D\}$。这里隐含 S 是一个集合,也就是说,它能被表述为一个成员表 $\{S_i\}$,这个成员表

根据集合形成规则(关系)F 进行排列,并且能由解释结构 D 来描述。这里 D 也被假设为是一个集合,即是由成员组成。

这个定义与 S. Amarel 在 1961 年提出的“理论”定义相一致:即一个在机器内部形成的“理论”是一个信息结构,它对与一定环境类相关的信息的有限样本进行充分编码,并且能够对那个类进行可靠地预报。这样目的排列产生的过程就类似于自动机理论形成的过程。

让我们用下列方法形成排列。任何能用一对(S,F)刻划的集合、“可分解系统”、向量或列表等都可以认为是一个排列,如果能够构造三个成员的集合

$$A = (S, F, D) \tag{7-2}$$

这里,D 是解释(interpretation)系统。术语“解释”在这里是广义的,D 可以被认为是对一幅图的内容的解释,这幅图包含与 F 相关的 S 成员的集合。D 可以理解为是对系统集合部分 S 的目的和设计规则等的解释。

显然,解释系统也应该被认为是一个“集合”,并有 $D = \{dj\}$。这样可以将排列修改为:集合 F 是笛卡尔积

$$F = S^N \times D^M \tag{7-3}$$

这里,S^N 是初始系统集合中定义的 N 维关系笛卡尔积;D^M 是解释集合中定义的 M 维笛卡尔积;N 为系统集合数;M 为解释集合数。

这个问题的领域与相对较新的自动机理论相近,因此可以借用那个领域的许多结果和技术。然而,这里我们感兴趣的是实质上相对不那么复杂的可以形成可用的目的排列问题。

1. 一致性假设　对系统分解的分类,存在一个解释分解分类。换句话说,对一些系统描述库中的每一个字,存在一个解释,而且如果这个库中的字组成一个分类,那么解释的字也组成一个分类。

2. 推论　对于一个分类系统,能找到一个目标排列分类;反

之,则相反。

这样,目的排列可以定义为一个可分解系统(如一台机器、一个装置、一个方案、一个组织结构、一队表演者、对一幅图像的解释等)的分类描述(信息模型),这个分类描述对所有足够的信息进行编码,使其能满意地判断输入的详细说明,并预测这个排列运作的未来。

F 能被分解为三个子集 F_{SS}, F_{SD}, F_{DD},
$F = F_{SS} \cup F_{SD} \cup F_{DD}$, $F_{SS} \cap F_{DD} \neq 0$, $F_{SS} \cap F_{SD} \neq 0$, $F_{SD} \cap F_{DD} \neq 0$,
即

$$F = (F_{SS}, F_{SD}, F_{DD}) \tag{7-4}$$

这里,F_{SS}表示系统成员之间的关系;F_{DD}表示解释成员之间的关系;F_{SD}表示系统成员与解释成员之间的关系。

从(7-2)和(7-4)式,我们可以得到

$$A = (S, F_{SS}, F_{SD}, F_{DD}, D) = ((S, F_{SS}), F_{SD}, (D, F_{DD})) = (T_S, F_{SD}, T_D) \tag{7-5}$$

这里,T_S 和 T_D 分别相应于系统描述库和解释描述库,包括词汇和词汇中字之间的关系。F_{SD}为两个描述库之间的关系集。

下面我们来讨论排列的分类。

在此之前,我们考虑的系统 S 和其解释 D 作为成员组成的实体,S 和 D 之间的同形关系由关系集 F 确定,F 使系统和解释成为一体。显然,集合 S 和集合 D 中的每一部分都可以分解,对其每一部分可以应用上面的方法处理。这样,事实上表达式(7-5)可以重新写的

$$A_{i,i+1} = (T_{S(i+1)}, F_{SD(i+1)}, T_{D(i+1)}) \tag{7-6}$$

这里,i 表示 S 和 D 中字作为实体所属分类的层;$(i+1)$ 为分类的下一层,在这一层中实体 S 和 D 被分解,并被表达为成员表。

对于$(i+1)$层的每一个字,可以推测分解出下一层。另外,对于每一个字,应该存在一个解释域。假设目标集为 P,操作集为

Q,则对每一个操作 $q \in Q$ 存在一个集合 $d(q)$,在 q 域中,有 $d(q) \in P$ 。对于每一个 $q \in Q$ 和每一个 $d(q)$,存在一个 P 的成员 $q(p)$ 。变换问题可以表述为:给定 $p \in P$, $m \in P$,寻找序列 $q_1, q_2, \cdots, q_k$,使

$$q_k(q_{k-1}(\cdots q_2(q_1(p))\cdots)) = m \tag{7-7}$$

显然,P 可以解释为排列需要集(输入的详细说明),Q 可以作为未来解的成员集(系统排列的概念描述)。然而,提出的说明空间 P 和解空间 Q 的非结构化,使解的形成成为一个困难的过程。如果对 Q 没有任何知识,可以用下面的信息尽量扩大搜寻范围:

a. 给定一个与单个类型排列匹配的认知函数,即

$$r : P \times P \rightarrow R \tag{7-8}$$

b. 给定集合的顺序 R_0,如"$q_1 R_0 q_k$"可以解释为 q_1 比 q_k 更符合要求(或更容易解决);顺序由上述的单个认知函数来确定;

c. 给定操作选择函数

$$sel : R \rightarrow 2^Q \tag{7-9}$$

它意味着对于 $r \in R, c(r) \in Q$。

显然,"解释"和"操作 q 的顺序"是相同的。这样,如果 p 和 m 是给定目标,sel 是给定的选择 $c(r(p,m))$的操作,则能找到目标 p',使

$$r(q(p'), m) R_0 r(p, m) \tag{7-10}$$

(7-10)是一个假设,但对于大多数情况它是成立的。方案(7-7)~(7-10)能容易地扩展为结构,在这个结构中理想的排列函数的描述被映射到分类描述空间中。

首先,不能硬性地分解 S 和 D。其次,在现实中,字类的建立只有在对其有需求时才能完成,而这时它们通常又不存在。因此,目前有效地建立描述空间的方法常采用学习过程。

事实上,描述空间不包括字的分类,而是类的分割。在这种分割的每一层,都有一定数量的类,每一个类都有一定数量的成员。

如果在一层的每一个类里选出一个字,那么所有这些字组合起来就构成在给定层的系统的一种可选描述(或一种可选的解释)。我们把这种在每一类中取一个字组合起来的方法叫做"推测产生法"("conjectures generation")。

如果分类 A 存在,即(7-6)式成立,那么至少在第 i 层可以找到与 Si 同形的 Di。在分类场景描述中,我们采用描述空间。如果描述空间存在,那么就可以采用某种方法在表中选择出一种描述。例如,基于最大化函数(7-8)作出的选择。

与这种同形态产生器共核相关的一些问题可以系统地叙述为:场景表达(或知识组织)问题、替换产生问题以及选择比较问题。

关于知识的组织问题,我们知道:知识系统的组织结构和产生的结果与基于名词描述的分类知识库密切相关。在特殊的设计环境中,论域范围内由推测构造的语义网获得所需要的与实体相关的知识库。可以将实体关系网理解为论域内的描述模型。假设用论域内描述模型可以获得充分的信息来构造对网络节点组合应用很重要的场景。网络节点之间的结合有不同的权值,这些权值由经验或统计获得。这些数值包含了重要的、有意义的信息,并将被用于寻找适当的解。论域内描述模型(UDM)可以分解为需要(解释)描述模型(RDM)和系统(解)描述模型(SDM)。后者是描述空间产生的基础。用需要(解释)描述模型和系统(解)描述模型构造了描述空间以后,由于它们有词汇表 V、关系 F、陈述规则以及借助于集合论和预测计算等理论的公理 A,我们可以把它们看作为知识库 T。作为递归聚类的结果,对每一个知识库进行分类组织。给定记号 x,y,s 分别对应于 RDM,SDM 和 UDM;α 和 β 作为分类规则,则有

$$H_x^{\alpha} = \text{class}\{T_{xi}(V_x, F_x, A_x)\}, i = 1, \cdots, n \quad (7-11)$$

$$H_y^{\beta} = \text{class}\{T_{yi}(V_y, F_y, A_y)\}, j = 1, \cdots, n \quad (7-12)$$

以及

$$H_x^{\alpha} \cup H_y^{\beta} = \text{class}\{T_{xi}\} \cup \text{class}\{T_{yj}\} = \text{class}\, H_S^{(\alpha,\beta)} \tag{7-13}$$

在分类 $H_S^{(\alpha,\beta)}$ 中，即使设计细节还没有确定，适当组织（分类）初始网络 S 通常能够使问题暴露出来。在问题暴露出来以前，分类规则 β 不存在，有下式成立，即

$$H_S^{\alpha} = \text{class}\, S \tag{7-14}$$

这里，H_S^{α} 是场景分类描述。

增强分类 H_S^{α} 来构造描述空间。第 i 层的每一类里都有一些字属于第 $(i+1)$ 层相应的类，场景表可以通过扩展所有可能的场景而得以增强。

知识库的分类描述 $\{T_{xi}\}$ 可以表述为：

$$w_{ijk} F w_{lmn} \cdots w_{rst} F w_{uvz} \tag{7-15}$$

这里 w 是词汇表的字。第一个下标表示分类中的层号；第二个下标表示层中所属类号；第三个下标表示类中特定的字号。所有的 F 表示字之间的相互关系。适当的表述意味着在同一层中字链由每一类中只取一个字组成。从每一层的每一类只取一个字的描述称为“完整适当描述”或“完整字链”。

完整适当描述或完整字链 $\text{ctg}_0\{x_i\}$，这里下标“0”表示完整，“i”是分类的层号，它可以被认为是时间的函数，即

$$\text{ctg}_0\{x_i(t)\} = \text{ctg}_{0i}\, x(t) \tag{7-16}$$

(7-16)表明了其随时间的演变过程。实际上，关系 F 的权值能随时间改变，因此字串的内容也相应发生变化。经过聚类，字串的内容或意思可以在一定的框架内作为具有某种独立意思和定义的实体得到解释。

各种关系意味着字的各种匹配规律。这里，我们只考虑一种关系，即在同一层中字之间的关系.对于这种关系有下面假设的性质。

$$(x_1, x_j)(x_1 \in V_x, x_j \in V_x, i \neq j), [(T_{xx})_{ij} \to (0,1)] \tag{7-17}$$

$$(y_k, y_l)(y_k \in V_y, y_l \in V_y, k \neq l), [(T_{yy})_{kl} \to (0,1)] \quad (7-18)$$

$$(x_u, y_v)(x_u \in V_x, y_v \in V_y), [(T_{xy})_{uv} \to (0,1)] \quad (7-19)$$

也就是说,这种关系可以量化并映射到区间(0,1)中。

由于知识库 T_x 和 T_y 是由分解初始网络 S 得到的,在语言(7-19)中,将在一个库中分解和确定描述的过程映射到另一个库中,继承了字之间的关系,即 V_x 和 V_y 之间的关系 T_{xy}。

将一个描述从知识库 T_x 映射到另一个知识库 T_y 是目标排列的主要创造过程。在映射 C(我们称为"C 过程")完成以前,经过关系矩阵($V_x \times V_y$)分别在每一层进行映射,从而得到相关分类 H_x^{α} 和 H_y^{β} 的层。

$$C: T_{xi}(t_1) \xrightarrow{x \times y} T_{yi}(t_2) \quad (7-20)$$

事实上,这个映射是目标列的基础。同时还存在一个逆排列过程:

$$C^{-1}: T_y(t_1) \xrightarrow{y \times x} T_x(t_1 - \Delta t)$$

它确定了过去的需要描述模型,并在 t_1 时刻产生了系统解描述模型。由于在实际语言的关联矩阵中没有许多的零,映射((7-20)就不能给出唯一的关联关系,但存在字串集 {ctg{y}}来帮助量化"查询"字串和"回答"字串 ctg{y}之间的关系,即匹配关系的量化。

用使三种匹配评价达到最大来确定唯一解,即

$$M = M_1 + M_2 + M_3 \quad (7-21)$$

这里,M_1 是自匹配评价(即排列内部一致性的测度);M_2 是查询说明匹配评价;M_3 排列分类的其它部分匹配评价。

在特殊情况下,只有 M_1 和 M_2 重要,可以用下面的表达式来模拟评价函数:

$$M = M_1 + M_2 = k_1 \sum_j ((T_{xy})_{jk} + k_2 \sum_l (T_{yy})_{kl}) \quad (7-22)$$

这里,k_1 和 k_2 确定了内部一致性和需要集满意度的相对重要性。

显然,表达式(7-21)和(7-22)很难最大化。的确,当输出库

的描述使得 T_{yy}的和变大，则 T_{xy}的和变小；反之亦然。由此产生了寻找适当搜索策略的问题。

图 7-6 给出了一个将目标排列方法应用于视觉运动神经系统控制的结构图。图 7-7 给出了目标排列方法的分类示意图。

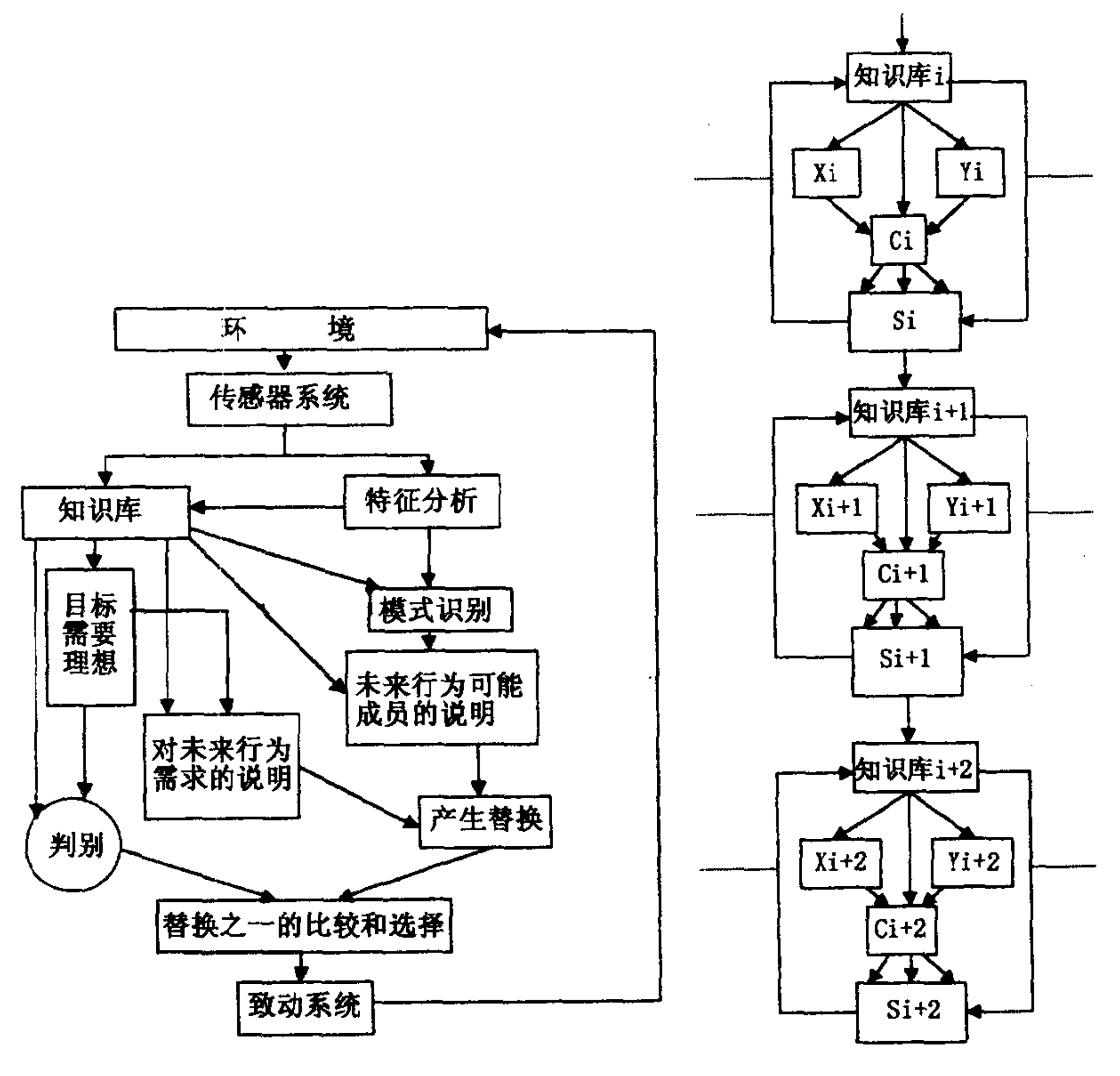


图 7-6 目标排列的例子

图 7-7 目标排列分类示意图

7.4 系统运动的认知控制

在这一部分主要讨论如何使认知控制理论用于实际控制系统。认知控制器分解为三层：规划部分，领航部分和驾驶部分。

基于目标描述,运行模式以及采用的技术,地面行走的自主运动仿生系统控制器有下面四个基本结构。

(1) 机械系统包括平台,驱动器,能量转换和传动子系统,加速,滑行和制动驱动子系统,驾驶子系统,将机械运动传递给传感器的子系统以及操作臂子系统;

(2) 运动控制系统定义为面向路径,速度轨迹以及加速/减速使运动的损失函数达到最小的规则,算法和装置。这样运动控制包括:

a. 规划整个路径,包括运动轨迹和速度轨迹等作为大时间段的具有低描述分辨率和低结果精度的时间函数;

b. 导航所有的规划结果,通过使用在规划阶段无法获得的附加信息来增加上述轨迹的分辨率,减少偏差;

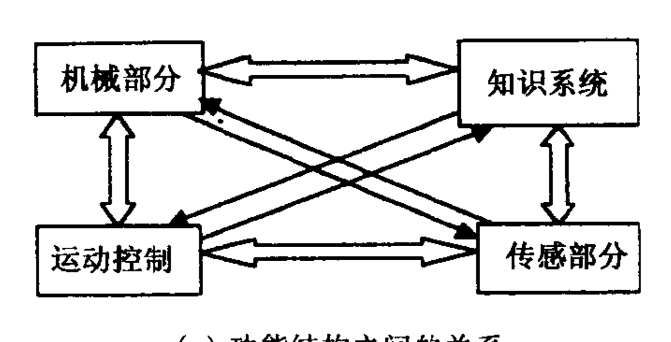
c. 驾驶,即执行导航结果. 由于利用了不依赖于人的附加自动信息使路径和速度描述的分辨率和精度非常高,驾驶可以产生使预定轨迹更具体,更详细的机动动作序列,包括那些在导航算法中无法得到的动作;

d. 执行控制(经典控制),它用于在能量转换和传输系统的成员参数信息层尽可能准确地跟踪驾驶结果。

(3) 传感器系统(自主运动系统智能控制器的"感知"部分),它包括所有用于观察和判断实际运动与理想运动之间差别的技术手段,以及对测量结果进行适当变换和集成的技术方法;

(4) 所需要的知识系统. 它包括系统机械部分设计时注入的知识,系统运动控制部分综合所有控制层(包括任务规划,导航,驾驶以及经典底层控制器的偏差补偿)所得出的运动轨迹解,以及用于解释传感结果,适当指定观测结果到不同的运动控制层的传感器系统。

这些功能结构之间的关系如图 7－8(a)所示. 这些子系统的分类特征如图 7－8(b)所示。显然在每一个分类层的同一个知识模块即要用来确定运动控制轨迹又要进行场景解释(图像理解)。这一点由图 7－9 可知。



(a) 功能结构之间的关系

传感器 知识 运动 机械部分

1
2
3
4

物理量 规则 算法 结构

第一层为规划层；第二层为导航层；第三层为驾驶层；第四层为执行层

(b) 子系统分类/层特征

图 7－8　功能结构图

“传感器”类用于系统运动的测量；“知识”类用于测量结果的组织；“运动控制”类提供系统的运动控制；“规划”基于初始传感信息综合整体运作目标(即确定最优运动轨迹和粗略的运动轨迹)，它是决策层的运动控制；导航控制策略层运动，运动开始以后接收到新的信息，使得运动轨迹更加精确；“导航”控制运作层的运动，这包括实时在线地完成视觉信息处理和完成决策过程；最后，“控制执行”把驾驶命令序列转换为实际运动。“执行控制”也是一种实时控制。然而它包含有“响应”的成分，不做任何决策。

分类的层越高，预定的运动控制与实际执行的运动控制之间的时间延迟就越大。在上层，我们采用非实时控制，延迟的程度如图 7－10 所示。

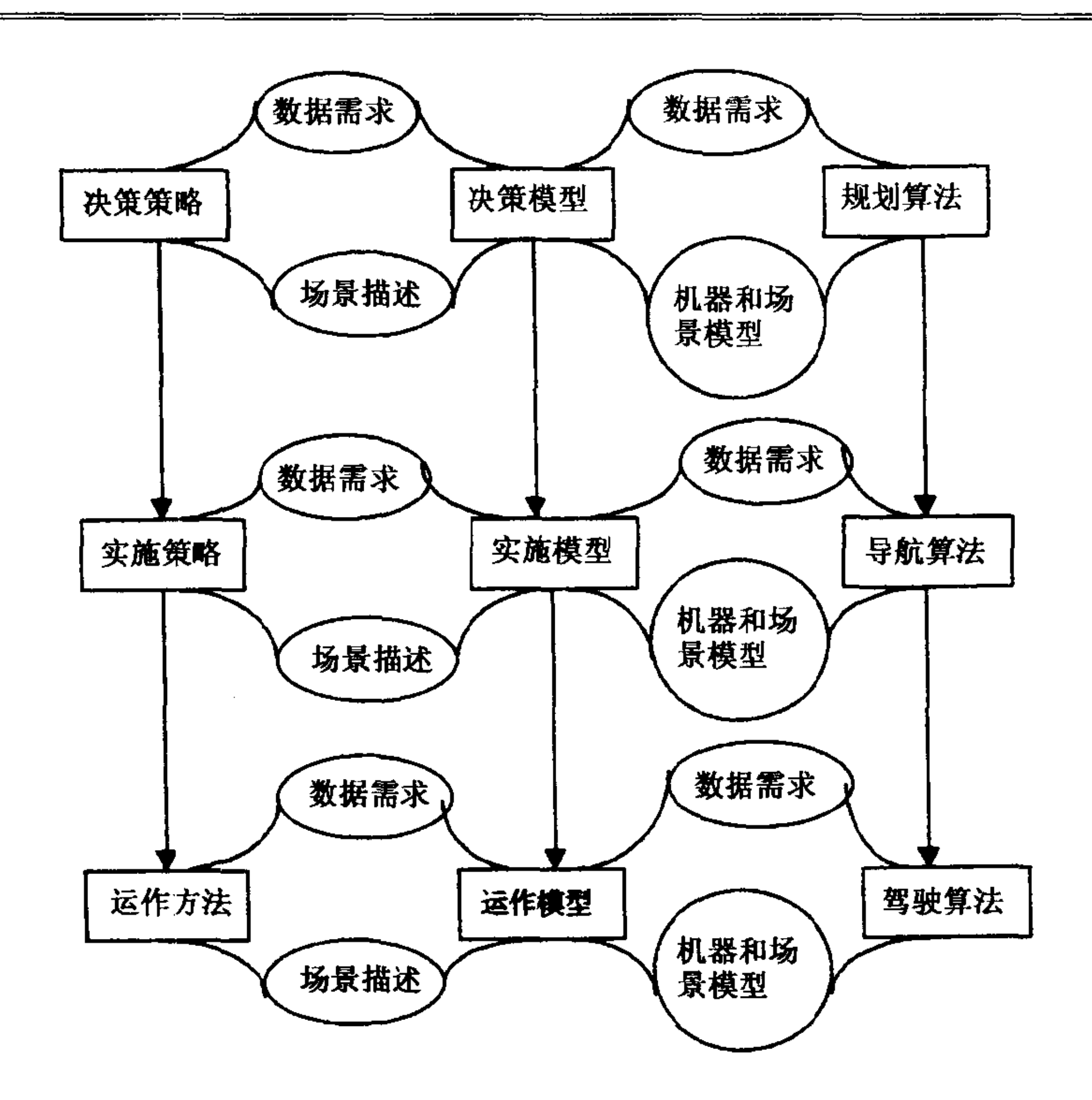


图 7－9　类之间的相互作用

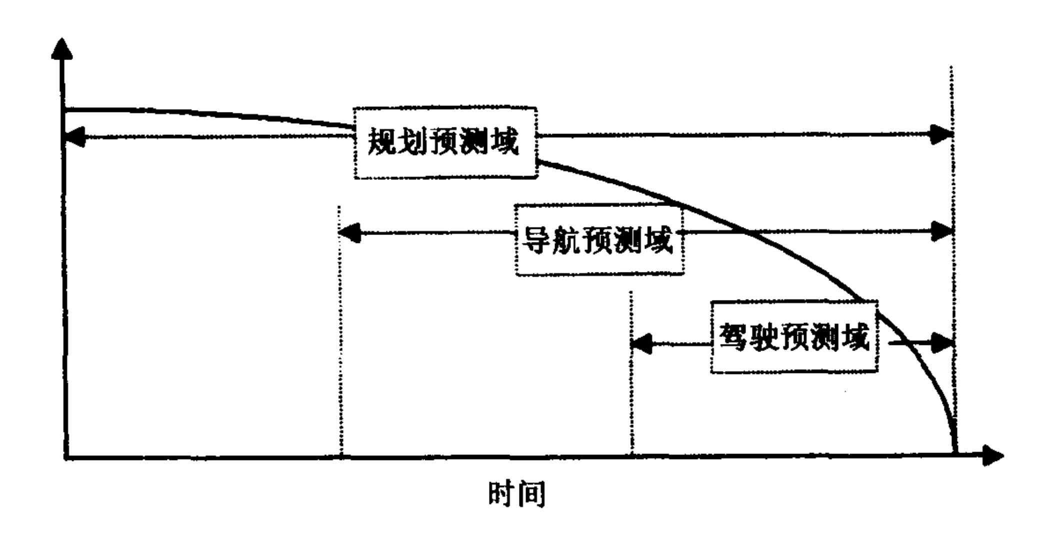


图 7－10　层之间的相互作用

下面我们来讨论各子系统的运行情况。

1. 运动控制

(1) 运动规划。给定任务目标及其描述,自主运动控制系统必须规划出一个运动动作集合来实现这个目标.这需要进行目标位置分析,地形及其主要特征图的数据分析,约束分析,专家信息,优先权以及所有确定运行计划的描述模型和数学模型。将场景信息解释和定义为一系列具有特征的路标,通过相应策略域的这一系列路标及其特征,系统能够运行并实现所描述的任务目标.这些策略域可以包括任何感兴趣的成员信息,如"通道入口","坑","岩石","辅助机构的边缘"等。如果大多数空间是可通过的(尽管是不同程度的),未来路径的路标及其特征应该在规划层确定。这样,规划的过程就是确定通道特征和路标的过程,自主运动系统顺序地运行来实现这些特征。

由于在大多数情况下,有许多路径可以选择,因此要考虑损失函数,即

损失函数 = 总运行时间 + 可靠性与运动能力 + 能量损失

对于整个损失函数不能给出实际的计算公式。然而,对于损失函数的每一部分可以给出粗略的估计。的确,运动总时间的估计应该是从一个特征路标到另一个特征路标系统运动所需要的估计时间。这样,时间就由这个运动域的距离和平均速度确定。消耗的能量以及可靠性和运动能力之值可以采用同样的方法进行估计。

运动穿越能力是地域,地面情况,任务要求的复杂函数,包括机械运动的详细描述和其它因素。穿越能力影响运行时间,能量(燃料)消耗,以及可靠性和运动能力。穿越信息应该从知识表达系统获得,它包括坑的描述信息,在初始图中给定地域的特征,确定功能结构成员之间的通讯。

由于路标及其特征描述是用模糊的形式给出的,又由于损失函数表达的不精确性(有时是用分类描述的形式给出的)。在大多数情况下,无法确定用于规划的数学模型,而只能采用基于推理系

统的知识来代替精确的数学计算。在有限能源的场合,所要考虑的因素之一是所谓的“资源分配”,即在运动轨迹的各个部分之间适当地分配能量。在获得了最好的事件链以后(即存储了有竞争力的两三个选择后),产生通道特征点之间的路径。最终的规划作用是确定能实现目标位置的操作。

(2) 导航操作。导航过程的作用是在路标之间产生可能选择的路径。与这些路径相关的是行为的选择,这些行为的选择包括控制模式和机动动作的详细说明(如以一定的速率和一定的燃料消耗),传感器选择策略(例如除非绝对必要,不要关断一个正在工作的传感器)。可以理解确定从一个路标运动到另一个路标的行为选择是利用导航层知识推理的结果。

导航器(在知识分类的导航层)从知识系统获得场景描述,并使用这种描述来产生通道特征点之间的路径。这是一个分解过程,即分析空间变换的某一层,子路标的子通道特征点的递推产生过程。然而,在实际中导航器最多只能处理一个需要修正信息的子路标。当找到了路标之间可能路径的第一个中间点,运动就应该开始了,在修正信息之后,确定下一个子路标。

(3) 驾驶。驾驶从导航器接收第一个路标的位置和方向,理想的速率和所需要的能源消耗。驾驶一定会产生命令序列。

规划器 - 导航器 - 驾驶操作的分类性质如图 7 - 11 所示。显然,这样的嵌套分类控制是由系统知识库的不同分辨率决定的。驾驶是一个条件过程,它依赖于当前的环境状态。例如,结构的速度命令必须依赖于路面的实际条件,突然转弯等。驾驶控制决策一定要与实际的条件过程相匹配运行。在修正描述中要反映路面的不平,石头和水坑等,例如穿越一个窄的通道,进门,在小的地方猛然改变方向,所有这些子问题都应该从较高的分辨率信息和使用驾驶层的知识推理能力来确定。

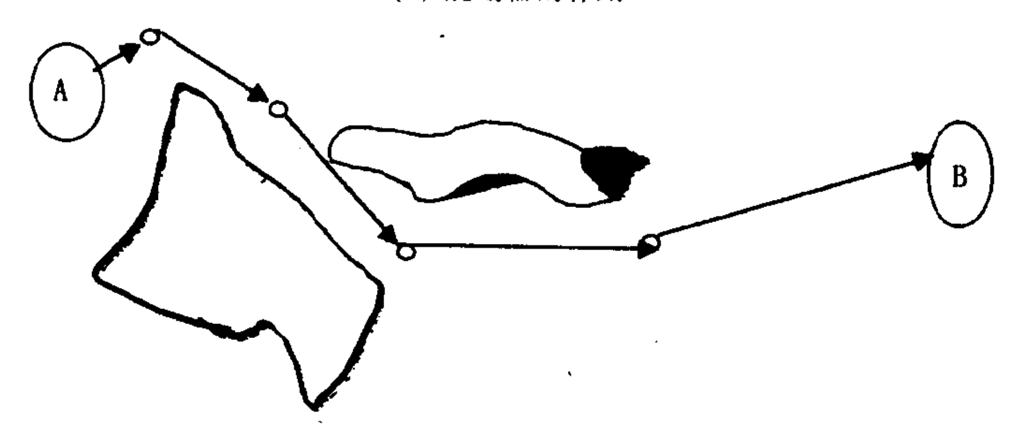
(4) 执行控制。最后,执行控制子系统比驾驶层更接近底层,它试图精确地完成驾驶系统的命令。它的传感器观测到致动器的速度,

轴的转矩,系统的加速度,倾斜,振荡等。对于运动控制系统的执行控制子系统,这需要更多的将上层命令变换为底层执行器的动作。

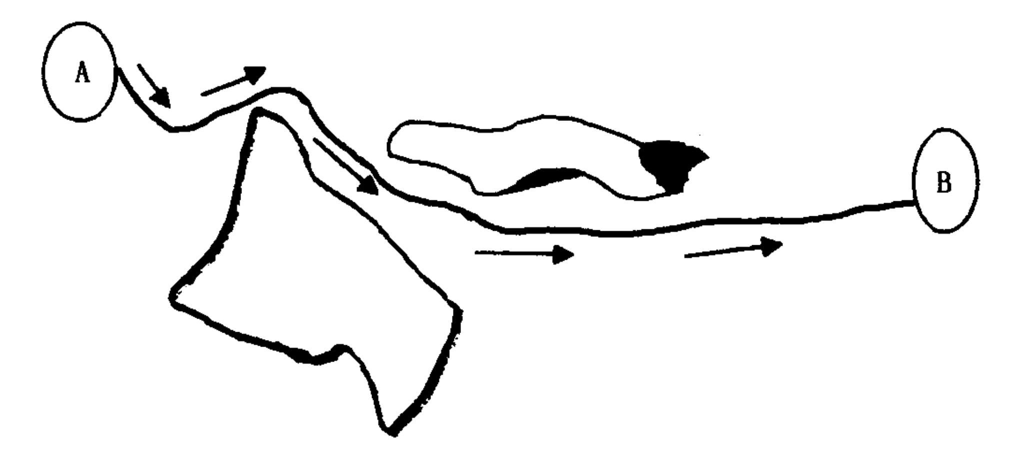
运动控制系统和知识系统之间的关系如图 7-12 所示.图中反馈连接 F1,F2,F3 意味着如果不能获得每一层的输出和系统输



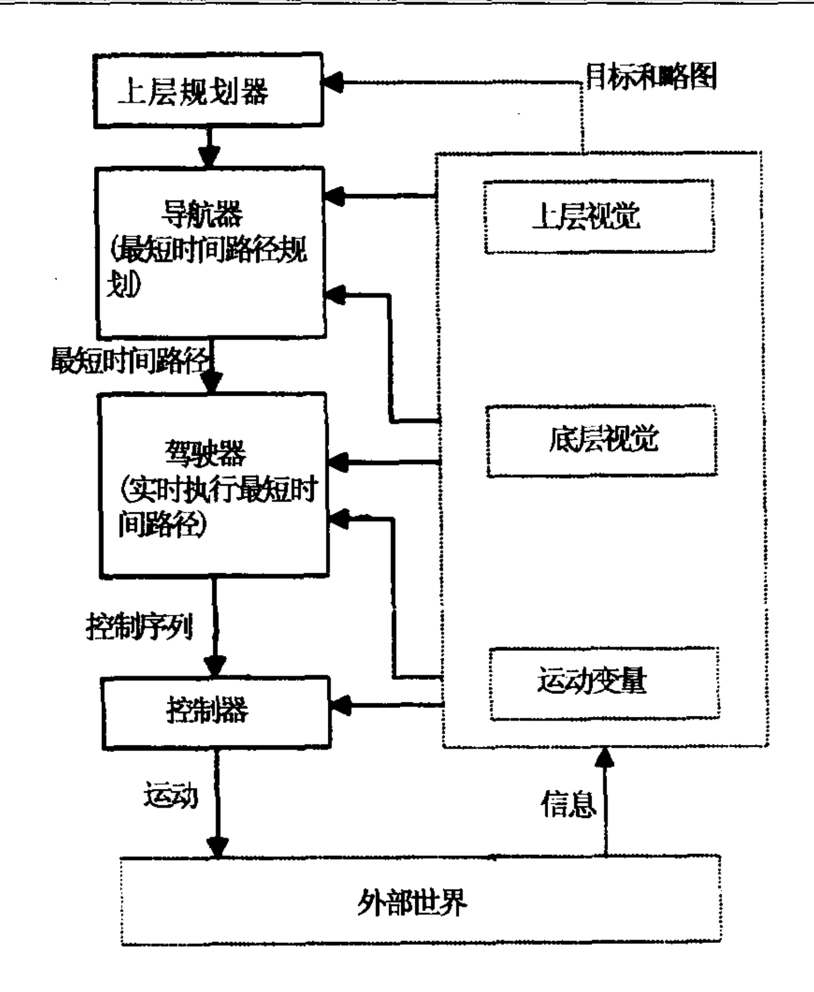
(a) 规划器的作用



(b) 导航器的作用



(c) 驾驶系统的作用



(d) 嵌套分层控制结构

图 7－11　规划器－导航器－驾驶操作的分类性质

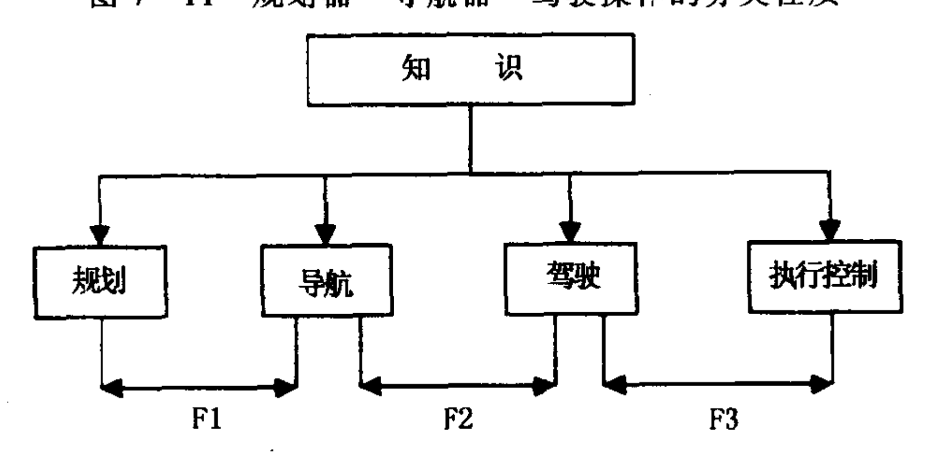


图 7－12　知识和运动控制的关系

出与实际不一致，那么上层应该重新考虑它的决策，并给出新的结果。这个作用叫做控制调节，它包括：规划调节、路径调节、机动动

作调节和执行调节。

F1 为规划执行阶段,对于当前的情景,为了确定处理策略是成功还是失败,需要系统不断地重新评价它的规划策略。当处理策略失败,必须确定规划的不充分部分,然后重新进行一定程度的规划,并重新确定新的路标。在某些情况下,可以利用废弃的可选路标。

F2 为轨迹执行阶段,确定新的信息来满足持续导航过程的需要.在某些情况下,可以利用废弃的可选路径。

F3 为底层控制器运行阶段,如果底层控制器无法跟踪驾驶器产生的命令序列,必须指定另一个机动动作。显然,调节过程完全依赖于感知(传感器)信息。

2. **传感器系统(感知)** 感知系统包括传感器子系统和信息处理子系统,并试图从决策策略和运行的角度来调节运动。为了构造场景的内部模型,感知子系统提供从传感器提取信息的能力。感知子系统使用知识库预先提供的环境模型,并把场景模型输出到知识库中。

这样,传感器子系统(感知)包含两个主要成分:传感器本身和处理其输出的系统。处理过程需要涉及到知识系统存储的知识,并基于这个信息进行推理直到获得对相关场景的判别。

(1) 传感器。传感器提供了环境中可观测量的量化测量值。传感器的选择应该是特别定做的以满足需要。自主运动系统在相应的任务运行集合范围内应该有一定的灵活性来接受先进的传感器元件。

在程序运行期间有几种类型的传感器是需要的。这些先进的传感器包括无源 CCD 视觉传感器,有源多光谱扫描器,FLIR 传感器,微米波传感器,声学多普勒传感器等。自主运动控制器应该有能力接受这些传感器的结构。

激光扫描器是一个对环境的细节有 3D 观测能力的理想传感器,这对障碍探测和一些类型的表面识别特别重要。一旦具有三

角测量的无源视觉感知方法超出变化的图像集合,或立体视觉和光流量技术发展,会出现有源传感器。现在的无源传感器一般具有对基于物体及其表面反射能力的多光谱信息的敏感性。这可以最大限度地从主要的离线计算程序扩展到自主运动系统的在线视觉算法运行能力。随着视觉技术的不断成熟,可以期待会出现基于特征属性及其相应关系以及场景标志的具有视觉解释能力的视觉处理方法。要探测表面特征可以选用多光谱激光扫描器。

除了视觉传感器,还需要一些确定位置和方向的传感器。在所有子系统中,一定要加上确定位置和方向的系统,它可以连续不断地提供自主运动系统和整个系统每一部件运动的估计值。

(2) 信息提取。当传感器的输出被变换成一些可以帮助进行与一定内容相关的推测的基本元素时,可以进行场景判别,以便找到边界,单元块或区域的连结,并粗略地把它们组织成邻接的矩阵。

(3) 信息解释。感知子系统的这个成员使用推理和推测工具构造环境模型和观测到的场景。应该把信息处理结构归结到高层,它类似人的感知反射处理过程。

对环境(如表面和障碍)进行评判的底层模型是自主运动系统驾驶和执行控制层的基本成员。系统需要快速地知道这些成员的信息,否则的话,系统不会达到预期效果。决策层越高,越需要细致的表达环境特征之间复杂关系的模型。由于计算速率问题,近期内图像关系及其属性的计算速度不能达到用来实现实时控制所需要的速度。

3. 知识系统 从图 7 - 12 和图 7 - 13 可以看到,运动控制系统和传感器系统(感知)的分类都与知识系统相连,通过知识系统它们之间又彼此相连.知识结构如图 7 - 14 所示.这个图表明在知识分类的每一层,分为下述三个方面:

(1) 场景(图形)模拟信息,它包含两组信息。可视化图形和变换的图形,例如:进行不同的符号映射和变换(如属于这个组的照片和拓扑图)。

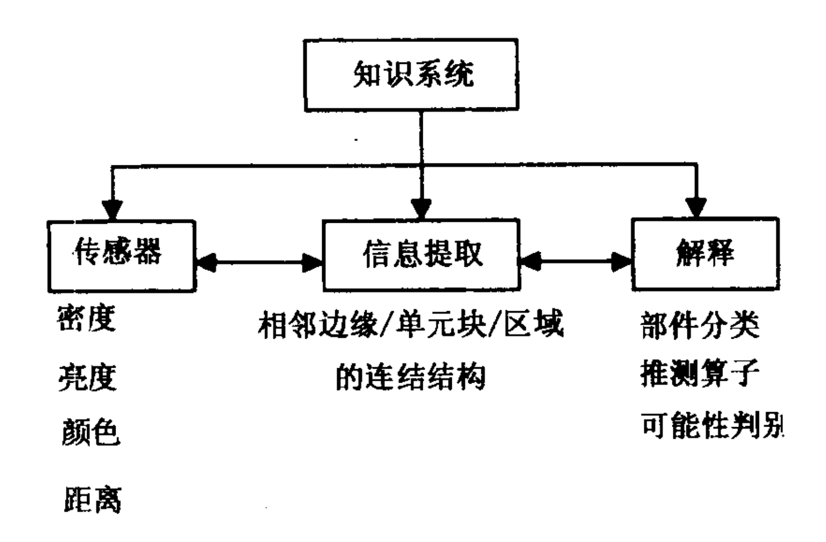


图 7－13 知识和视觉系统之间的关系

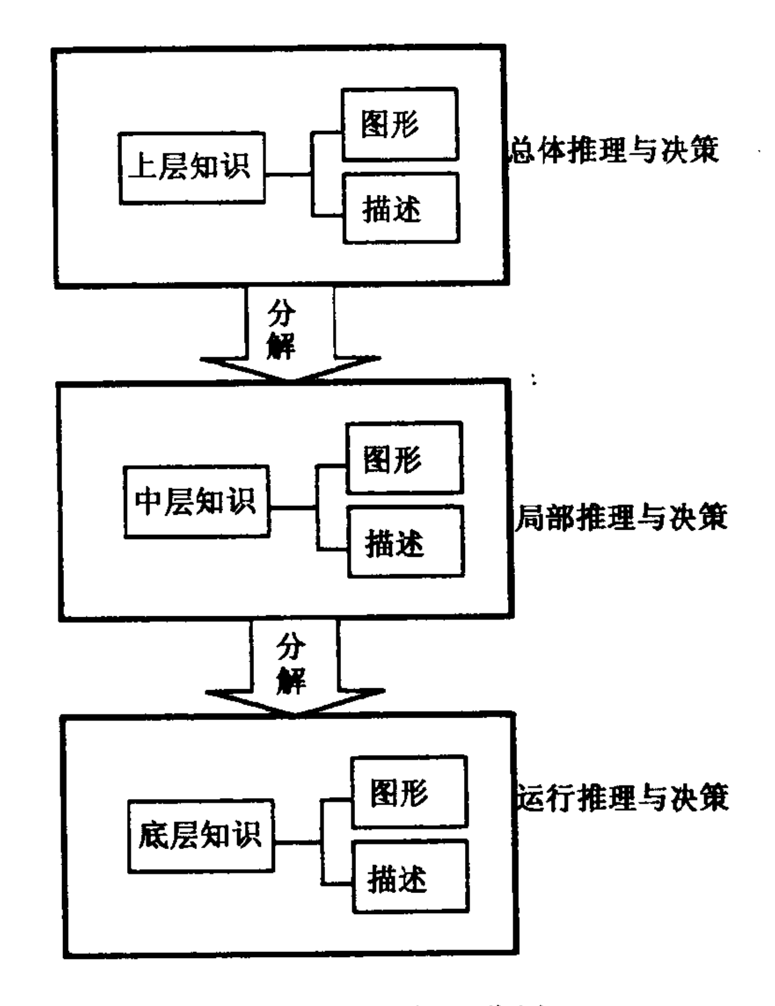


图 7－14 知识分层

(2) 场景描述信息,它分为两组。自然或有限自然语言表达和符号语言编码表达。

(3)(隐含)规则,它包括针对自主运动系统的目标进行问题分类得到的"如果－那么"从句集合:"如果－那么"从句分类包括所有合理的场景和机构的知识(整个车体及其在车上和不在车上的子系统)。这些从句可以通过一系列的处理过程,从语言和图形网络中获得。

有两类场景知识(如图7－15所示)。第三类包含场景中所有与目标和其可视化(或文字描述的)分解的"如果－那么"知识。接下去,规则分类还包含用于推理的物理模型,车体模型,子系统模型以及环境模型。

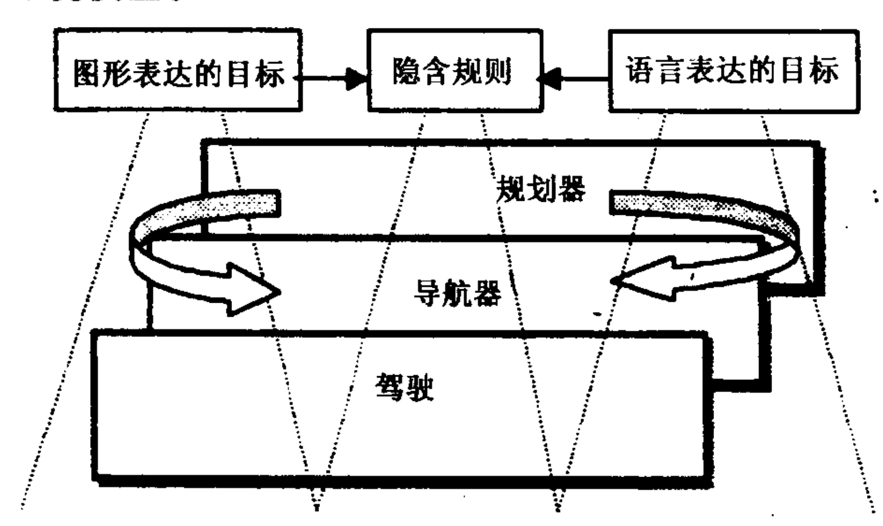


图7－15　基于两种表达的从句产生图解

假设自主运动系统知识库具有"自知"性。的确,场景的表达(例如:拓扑图)在它存储的以前的路径规划和期望中还包含与自主运动系统未来行为相关的当前位置信息。因此,环境信息被分解为三部分:场景表达,图像模型知识和运动控制知识。环境场景表达从自主运动系统控制器的角度描述了外部环境模型。

在自主运动系统工作过程中,需要将已有的地域信息与传感器得到的信息结合起来组成一个单独的集中场景描述。利用陆地上场景模型,这个模型包含了对场景系统知识的不确定性的描述。

世界场景描述有两个重要的子集:环境模型和表面知识。环境模型可以分解为几个区域。首先,必须利用有源和无源传感器来观测环境。传感器及其覆盖面的选择必须保证模型化的特征能够完全用数字形式观测出来。其次,必须从原始数据提取信息。这个提取过程是目标和环境的先前知识的动态函数。

决策函数的信息必须是充分的。例如,如果系统只感兴趣于从路面的一点到另一点,那么知道期望点和大致的路面信息可能就足够了。然而,如果系统工作在复杂的战术环境中,可能就需要提取环境的详细信息,如天然环境以及特征之间的相互关系等。环境模型的最后一个阶段是从提取的信息中创建模型。

这个模型将与观测到的类似特征的先前知识密切相关。例如:如果探测到一个矮树丛,那么先前知识可能会指出车可以直接通过矮树丛而不必将它作为一个障碍物。这个模型也将与彼此之间的特征(如它们的位置和彼此之间的逻辑关系)有关。地域知识库是路径规划和路标识别的基本资源。

地域数据库既包含格栅数据还包含符号数据。地域数据库包含一些规则和算子,这些规则和算子可以将地域数据变换成另一个高层视觉模块所需要的图表。例如在路标识别任务中,地域数据库会成功地输出许多路标符号描述的细节直到唯一的一个路标被选定为止。

图像模型知识包含了所有需要的可视化单元模型,这些需要的可视化单元模型用于有效地探测和分析障碍物,寻找路标和地域特征分块的视觉系统。对于一般模型典型的特征包括岩石,矮树丛,道路以及道路的边缘。

运动控制知识提供了运动(规划和预报)的过去,现在和将来运动的信息。运动控制系统连续不断地产生,更新或修正车体运动每一层的控制。还需要开发一些可选的备用(以应付偶然发生的事)规划。这个知识库具有分类树的形式,树的枝杈表示可选规划,而树的高度代表从车体机动动作到速度和加速度轨迹规划改

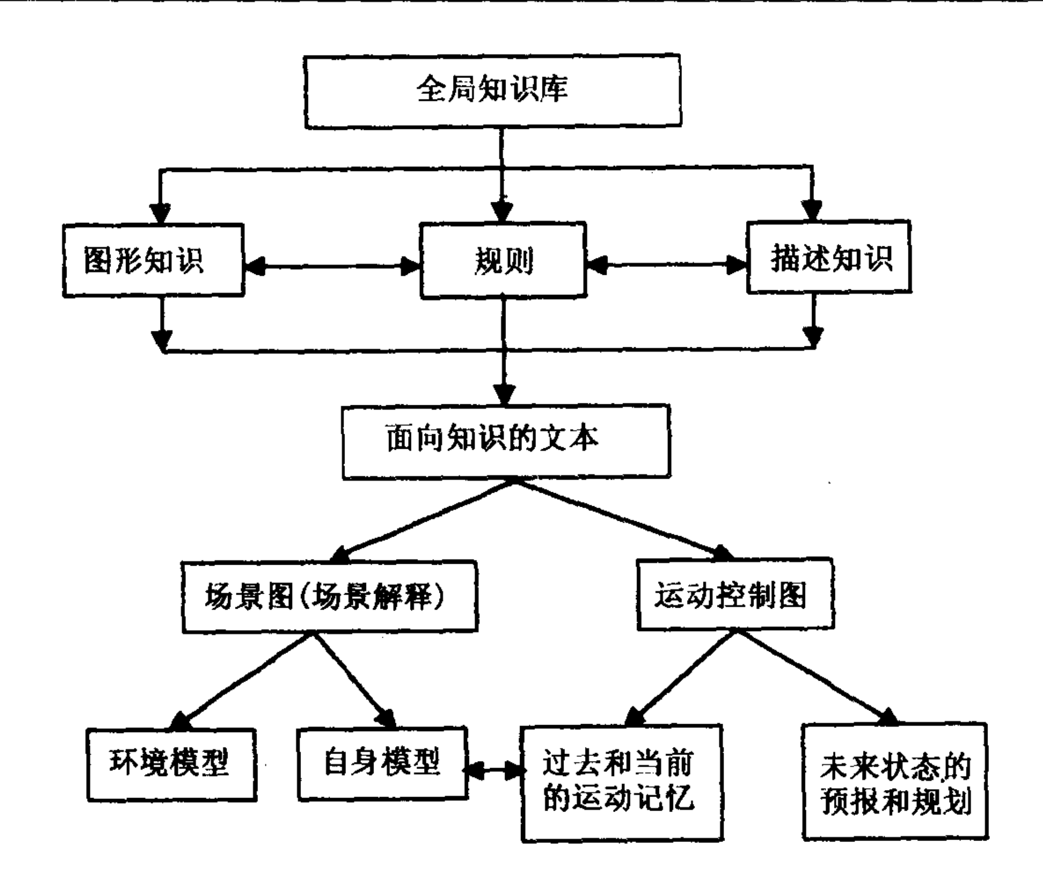


图 7－16　知识系统的结构

进的层次。知识系统的结构如图 7－16 所示。

全局知识库是两个网络(图形和描述标识)之间联系的超级图解。根据任务有超级图解描述的子图形之间的联系产生语句(规则)。全局知识库被分解为面向知识库的内容,它进而被分解为场景图(场景解释)和运动控制图。第一种图是“快照”描述(名词场景),第二种图给出属于临时知识不同时刻的快照之间的关系。

第八章 自主控制

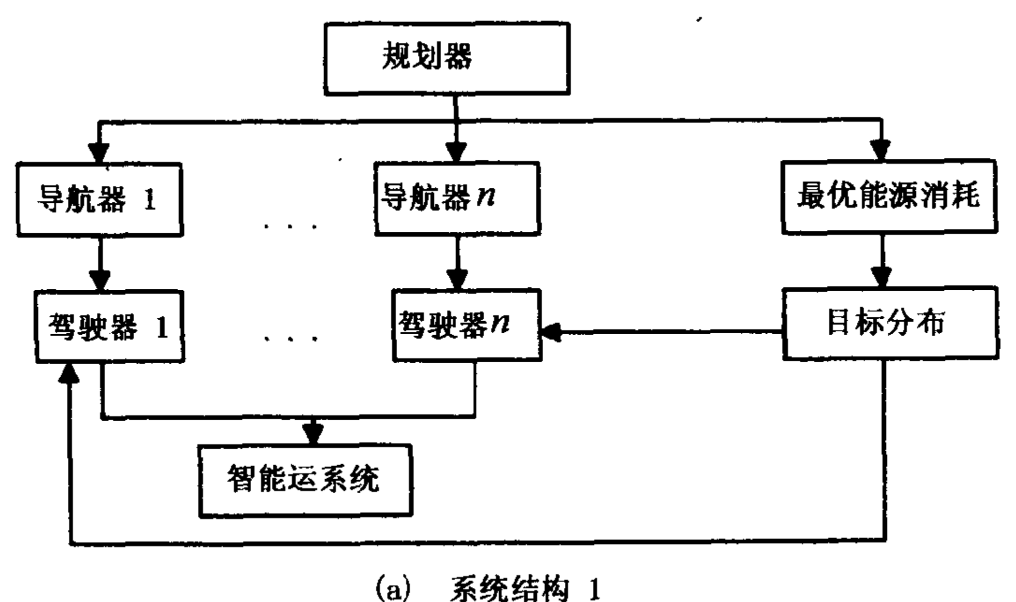
8.1 引 言

自主控制系统(ACS—Autonomous Control Systems)主要用于在未知环境中,系统的有限人为介入或根本无人介入操作的情形,它应具有与人类似的感知功能和完善的信息结构,以便能处理知识学习,并能与基于知识的控制系统(KBCS—Knowledge Based Control Systems)进行通讯。嵌套式分级控制系统有助于知识的组织,基于知识的感知与控制的实现。

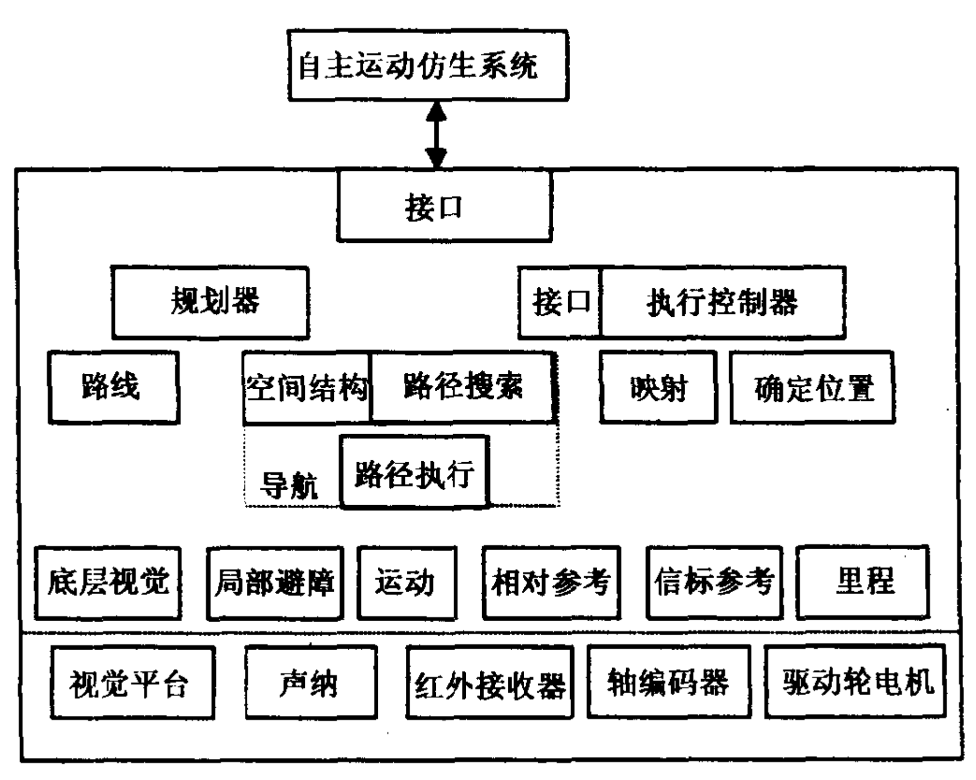
“控制”一词在它原本意义上具有决策行为(包括规划、导航与控制)。这三者应用于仿生机械系统运动中,应能将系统与环境的任务和知识映射为一个输出说明书。它们三者作为一个统一的整体,彼此之间相互协同、合作,共同完成任务。仿生系统的自主运动控制与人的行为类似,即使在只有一个致动器的场合,也具有不同层次的决策单元,图 8-1 中给出了四种控制结构的例子。每一种结构中都由数个目标搜寻决策单元组成,每一个目标搜寻决策单元形成了控制策略、控制原则与控制命令的自动发生智能模块(如图 8-2 所示)。下面就来探讨人是如何采用内部协同作用来组织系统的整体行为的。

面向知识的控制理论被认为是自主控制的一部分。这个理论集中解决针对运动的基于知识的控制系统模块的开发、算法结构、自主或半自主系统最优运动的系统设计等问题。而自主控制系统理论采用与基于知识的控制系统类似的结构,作为自主控制系统功能的一部分,来揭示涉及知识,并面向目标的内部机制。

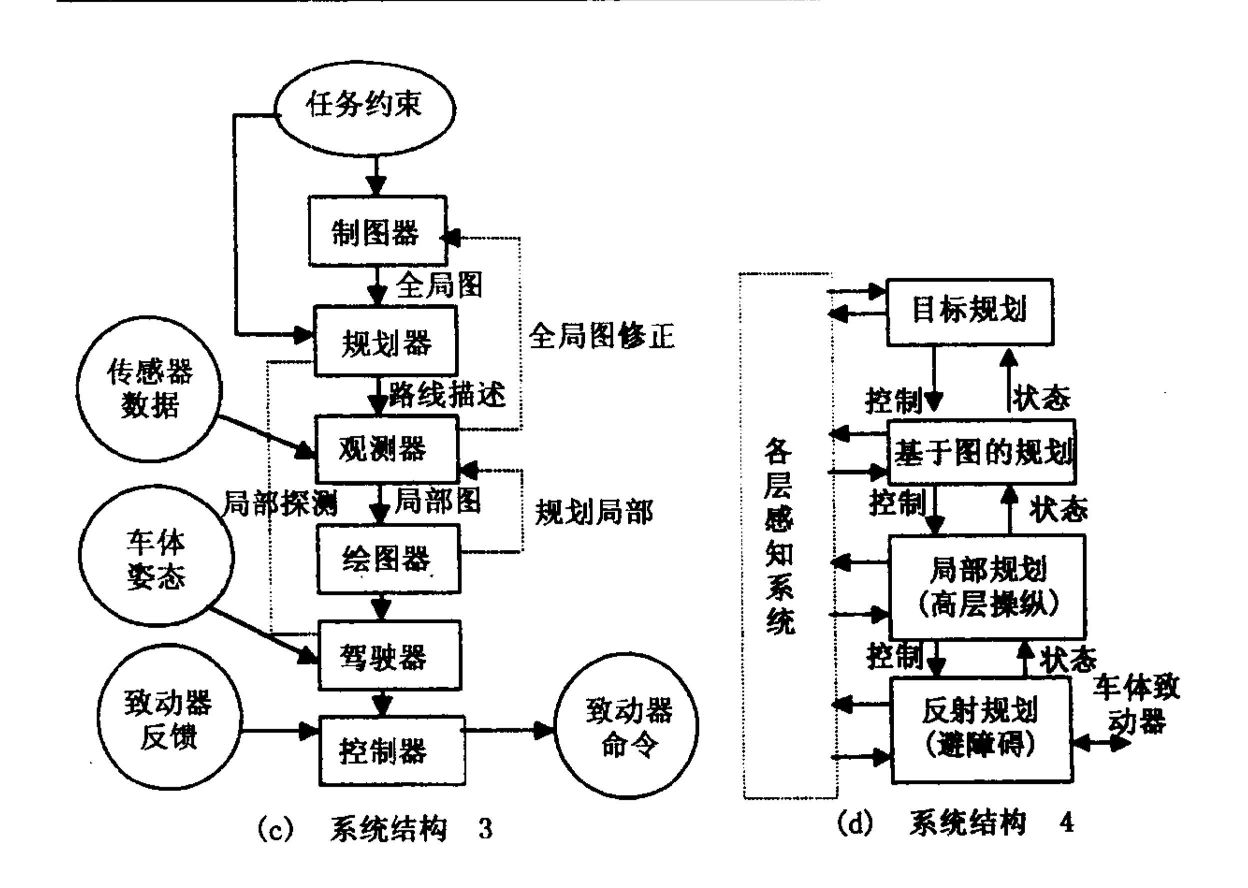
粗略地说，任何自主控制系统都采取与人类集体(team)决策者类似的机制，即它允许使用人类集体作出的决策，例如具有跟随领导者的 Stackelberger 策略等。集体控制理论(team control theory)直接面向人类团队的应用。这个理论的重要应用领域是机器



(a)　系统结构 1



(b) 系统结构　2



(c) 系统结构 3 (d) 系统结构 4

图 8-1 自主运动仿生系统的控制结构

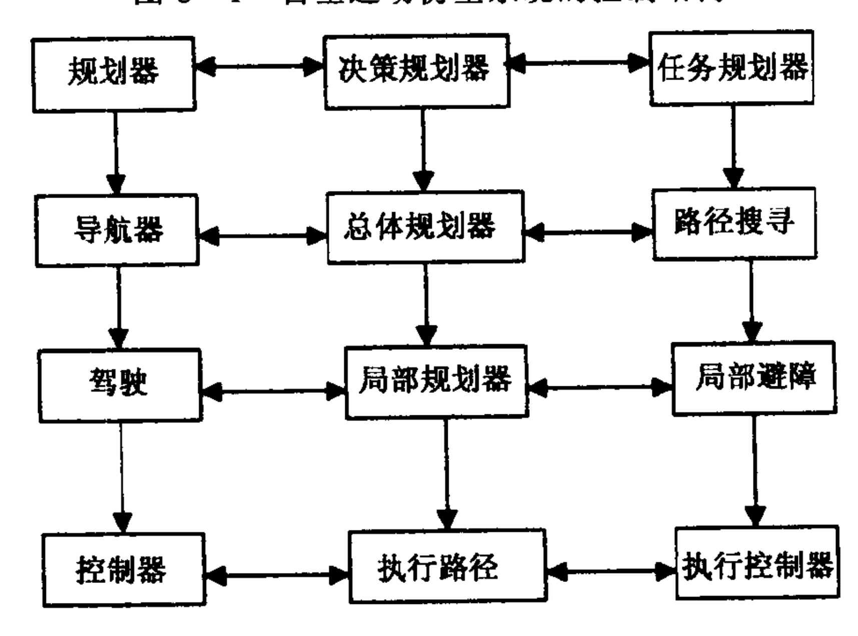


图 8-2 自主仿生系统控制结构的比较

人的自主控制系统。与团队理论类似,自主控制系统理论涉及到决策者在一定的策略下协调运作的行为,以及在一定的条件下通

过协调他们的决策规则作出的决策。与自主控制系统理论应用类似的是有限的信息结构。但不像团队理论,它涉及到的是计算机、控制器和机械装置,而不是人。

基于知识的控制系统和自主控制系统对于控制理论的应用和知识库理论的应用是相对新的领域。无论是术语和定义,还是技术和显而易见的结果在基于知识的控制系统中都是未知的。我们还没有任何一致的理论来处理非结构化知识的描述问题。但是,显然适当地利用已有的运作专家知识能够作为构造有效控制器的方便和有成效的工具。拒绝试图采用相关控制技术的非标准的控制方案是不明智的。

如上所述,基于知识的控制系统运行在巨大的编码专家知识库中,为使自主控制系统能够实时运行需要进行充分地计算,而经典的控制解又无法得到,这时基于知识的控制系统对自主智能仿生系统显得特别重要。值得指出的是:这时的解不是一个非线性规划问题的解。以易获解的形式来表达控制系统是一个有价值的问题。采用基于知识的控制器使得这个问题具有了特殊的内容:即信息结构应该适合于知识的量化。

为解决上述问题,我们来讨论路径的树结构。这里以单致动器系统为例。这是一个应用分布式控制方法的一个很不寻常的应用领域。典型的分布式控制系统允许树分解,这导致了简化的分层树结构(如图 8-3a 所示)。当不存在多个致动器的时候,这种简化具有重要的意义。为了适当地控制(如图 8-3b 所示),单个致动器需要决策者将路径分层。为这种简化的情形提出的处理方法可以用来处理所有具有树分层的系统控制问题。

通常,分层系统能够方便地具有包含多目标决策单元(子系统)的大系统的组织形式。这样,问题通常包括协调它们之间的行为,优化目标实现过程。这里我们不需要担心一层中的协调问题。团队中的所有成员形成了子协调(subcoordination)分层:即每一层有一个成员。

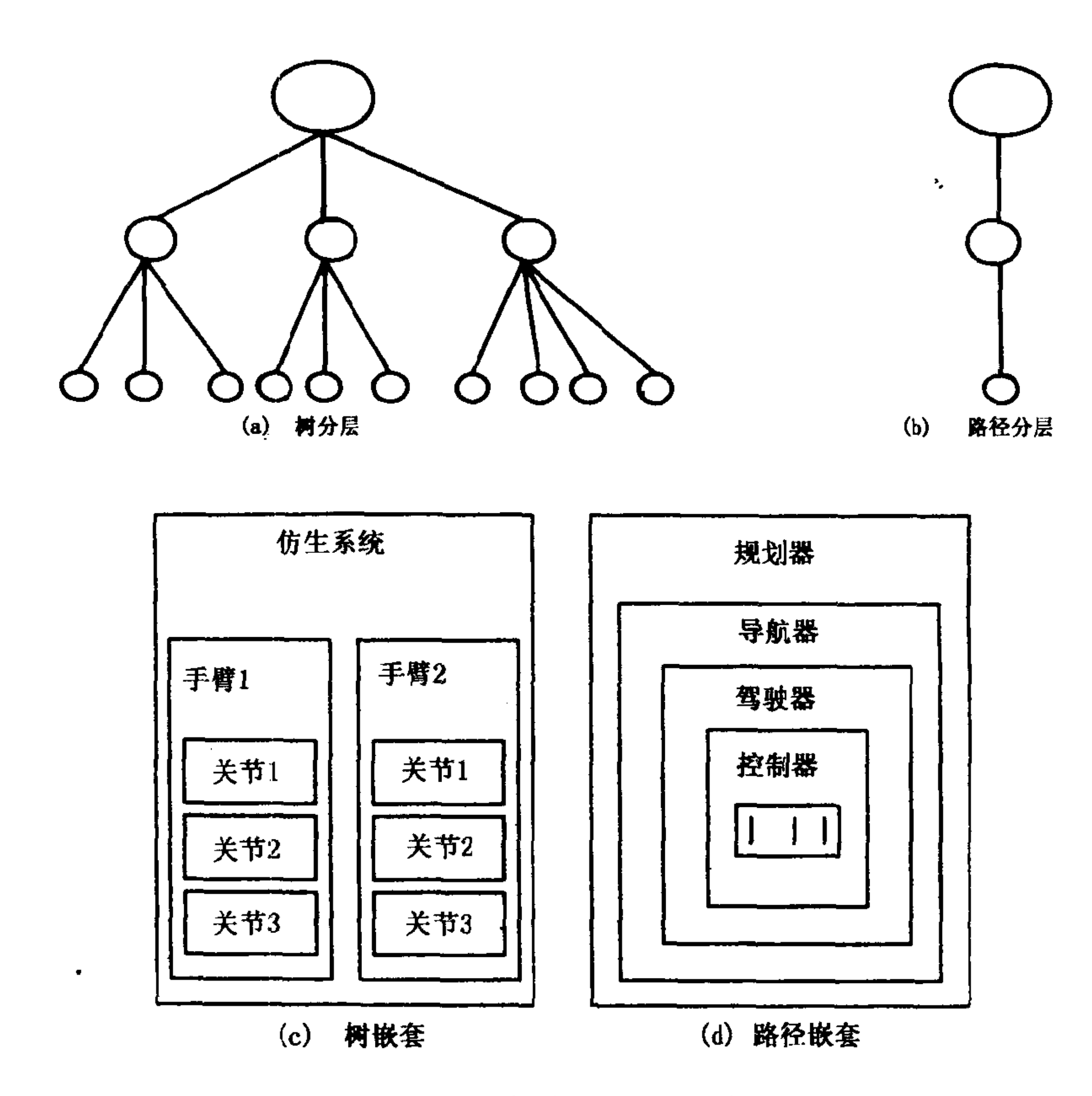


图 8-3 树分层之间的比较

在下面的经典的 Bellman“信息通讯”问题的结构中，我们将集中讨论“控制信息”问题。这个问题可以分解为如下几个部分：

①信息的起源；②用于存储和有效恢复的信息编码；③用于控制的信息恢复过程；④恢复后信息的解码；⑤解码信息的使用。

目前为止，上述所有各部分都作为基于知识库的控制系统的一部分而正处在发展之中。我们将讨论这些问题，并表明上述基于知识的控制系统的 1 至 4 部分实质上影响与控制问题集相关的第 5 部分。

8.2　自主控制系统的结构

基于知识的控制器及其应用与非结构化环境问题以及系统模型不充分已知的问题密切相关。这种类型控制器发展的下一阶段是能够运作在非结构化环境(即这种环境无法描述和模型化,或其描述过于复杂)中,用于智能机器的基于知识的自主控制系统。这里的环境是未知的,或尚未认知,或部分未知。这种环境的特征之一是存在状态空间变量,而这个状态空间具有不确定性(例如:包括具有不完整和内部不精确信息的布满障碍的环境)。

自主控制系统作为对人类操作者的替代,可用于许多对人类操作者有危害的场合,还可以用于比人类操作者性能更高的智能系统中。假设自主控制系统参与有目标的行为之中,而问题又可以分解为子问题或子任务等。当然,智能控制的所有阶段都可以在自主控制系统中被完成。

非常一般的自主控制系统的结构如图 7 - 7 所示。这个结构包括了闭环控制器(传感器、感知、知识库、通过外界闭合的控制和驱动回路),以及通过通讯连结与外部联系起来,这种通讯联系用来指定或修正任务,接收事先考察的结果,启动、中止或修正所需要的自主控制系统运作动作,还可以提供将几个自主控制系统单元作为一个整体的通讯。处理冗余、空间约束和加权约束特性以及实时运行都是非常重要的特性。

让我们来看这种结构与经典控制结构之间的联系。显然,驱动系统和环境(或外部世界或外部系统)组成了受控对象。将包括知识库在内的规划与控制系统称为控制器。而传感器和感知被理解为观测器。

下面将自主控制系统分解为典型的问题。考虑图 8 - 4 的地域图,自主控制系统的功能如下所述。一个自主控制系统(如一个机动机器人)处在初始位置,有一些可选的位置 $\{Gj\}$ 作为可能的

目的地目标。最终目标由“主人”(master)确定。中间目标或子目标作为控制策略的自动生成过程的一部分,由自主控制系统自动确定。

在最短时间里可以连续地实现一个或几个目标(可以考虑其它的指标;对于短期需求可以选取更现实的一个)。当然,还可以预先制订许多可能的实际运动方案。在图8-4中,给出了一个具有两个目标的例子。

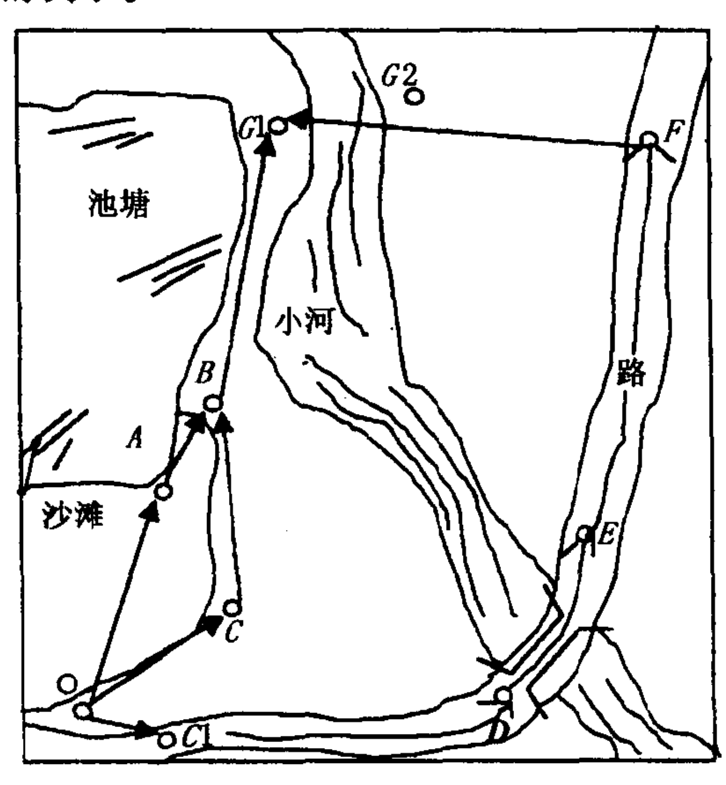


图8-4 自主控制系统的一个例子

例如,如果指定了 $G1$,$OABG1$ 和 $OCBG1$ 就成为有竞争力的可选方案。系统必须评价哪一个更好:不拐弯,就必须降低在沙地里行走的速度;或选取在坚固的表面行走较长的距离。坚固表面出现的概率是一个有趣的问题。一定不要排除一个更可选的方案,如果路上运动计划 $OC1DEFG1$ 的确能够减少运动时间(由于增加了运动速度),以及如果在 $G1$ 的邻近地带河水足够浅,自主运动系统不需要桥就能过河,那么这个方案就是有价值的。然而,这个计划存在一定的风险:如果不可能直接过河,则自主运动控制

系统必须退回执行第二个计划。

如果目标为 $G2$,那么计划 $OC1DEFG2$ 似乎是最好的选择除非桥被毁坏,或另一个选择 $OABG1G2$(过河)更好。向目标运动的所有这些方案需要对初始计划进行不断地改变和调整。由于没有给出任何人为目标(房子、篱笆、沟渠、耕地)的信息,以及由于地图的信息是不完整或有错误的,运动时在与环境接触过程中,将发现许多影响运动的因素。

另外,针对实际情况穿过一段地域要作出许多调整:例如沿路的实际边缘走,避开石头和水坑。最终,需要很多动作来保持所选择的驾驶角度或驾驶速度或加速度或避免在急转弯时减速-刹车打滑。完成所有这些操作没有人的介入(没有预先设置,没有远程操作,这里不讨论有限远程操作的部分自主问题)。下面我们来讨论解决这类问题的方法。

在讨论这个问题时,我们采用了嵌套分类感知方法(Nested Hierarchical Perception)(如图 7-11 所示),它由一个图像细化序列组成。这是一个从起始点 SP(Starting Point)到目标点(Goal)的运动规划方法。人以不同的分辨率来考虑所有的路径段,从而直观地完成这个过程。

图 7-11(a)给出了运行的整体规划;图 7-11(b)给出了一些规划的细节(如系统的位置、运动目标);图 7-11(c)和图 7-11(d)给出了运动细节。这些信息的获得均由相关系统传感器提供。关键是提供所需分辨率的修正世界状态的能力。

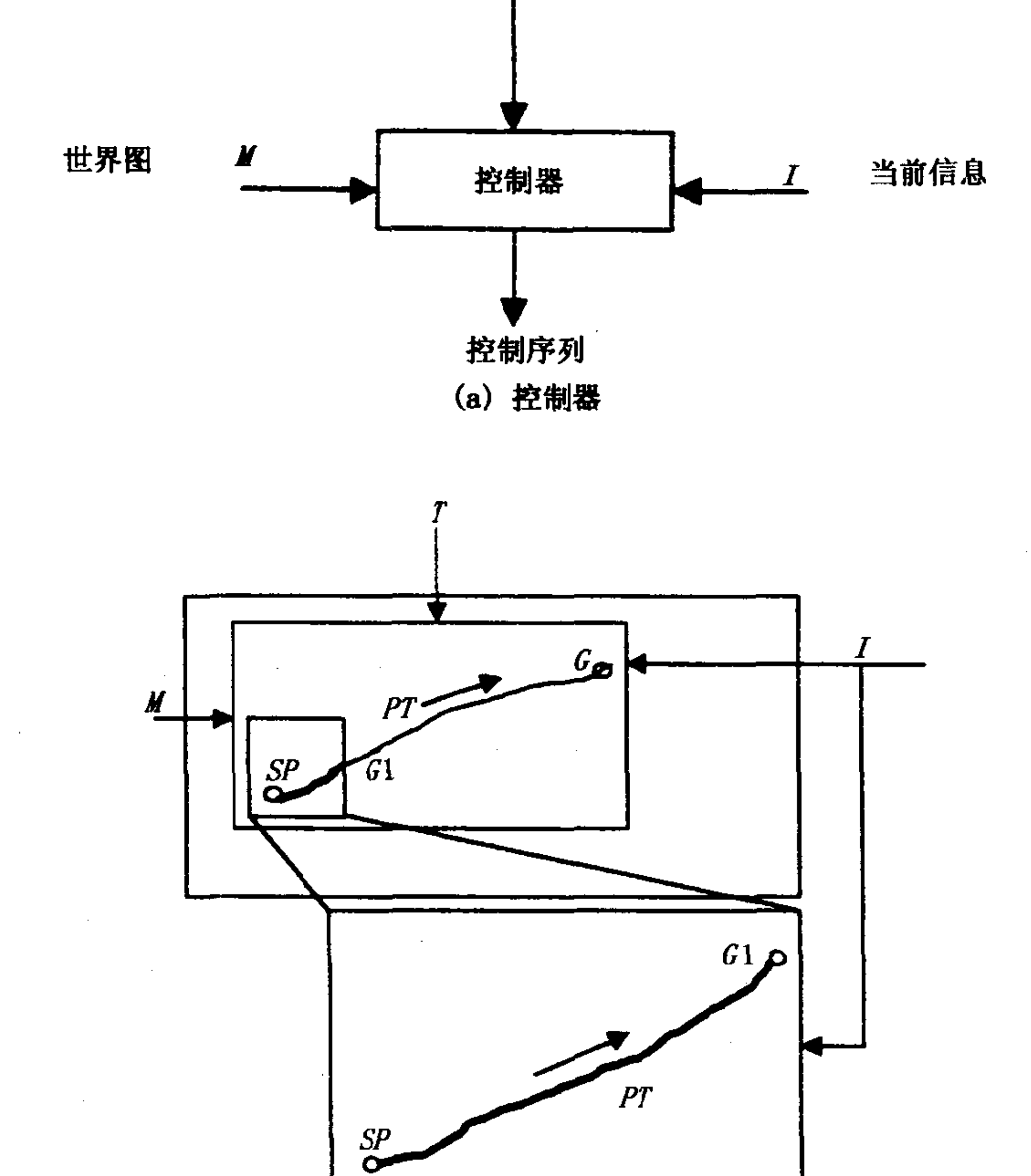
规划控制中的决策过程由下述步骤实现。一般的说,控制器可以表述为一个具有三个输入和一个输出的盒子(如图 8-5(a)所示),其中:

a.任务:是达到目标 G 并满足参数约束、损失函数的形式和其值以及其行为等条件;

b.外部世界描述:包括控制过程中要考虑的各个信息,世界图(M)经常是不完整的,有时是有错的;

c. 当前信息(I)是由在控制过程刚开始时传感器提供的信息集合,这个信息集合在自主控制系统运动过程中连续不断地提供。

内部控制器由图 8-5(b)所示。当在输入集合 M 中确定了点 SP 和点 G 的位置,则输入 T 就确定了。输入 I 在 SP 附近给出了一个有限区域,在这个有限区域里存在更可靠、甚至更广泛的信息集合。这样在整个的规划轨迹 PT 段,可以使其一部分轨迹



(a) 控制器

(b) 控制器内部决策过程

图 8-5 控制器及其内部决策过程

$SP-G1$ 比其它部分的轨迹更可靠。换句话说,从 SP 到 G 整个轨迹段 PT,如果输入 I 修正图 M 使得 PT 不再是最理想的选择,则 PT 在将来可能会被改变。但 $SP-G1$ 轨迹段不会被改变,也不需要任何新的信息来修正它。

这个简单的考虑包括了下述控制规划过程的一些因素。

(1)基于图 M 找到最优轨迹 PT 和任务描述(SP,G,损失函数和约束)。包括计算可选 PT;可选轨迹的比较;最好轨迹的选择。

(2)通过使用传感器信息 I,在 SP 附近修正图 M 的信息。包括集合 I 的识别;M 和 I 之间的比较;在如下情形,确定所需要的变化,即 $M/I\neq 0, I/M\neq 0, I\equiv M$.

最后,在 SP 附近进行所需要的添加和删减以创造新图。

(3)在修正的图域内重新规划轨迹。确定子目标 $G1$(例如,作为图修正部分的边界与 PT 的交界点);找到最优轨迹 $PT*$。

(4)跟踪最优轨迹 $PT*$。

(5)从初始点到所选轨迹的新点后,返回步骤 2。

有关连续不断地提取嵌套分层信息的过程如图 8-6 所示。在图的顶部找到子目标 Gi。让我们考虑改进规划 $PT*$ 作为一个单独的问题,在初始点 SP 附近传送给图 M_{i+1} 部分新的改进信息 I_{i+1}。显然,这个递推过程产生了嵌套分类计算,这由每一层的重要的先决条件来刻划:如果在上一层确定了子目标,在给定层作为轨迹规划的结果可确定下一层的子目标。

因此,轨迹规划过程由一系列持续不断的子目标确定过程来实现,使其越来越接近所需要的位置。然而,如何确定轨迹 PT,如何确定改进信息的域仍然是个问题。整个过程的这两个关键因素将决定递推量以得到运动轨迹的每一点。

关于跟踪实现位置替换问题,我们知道跟踪控制理论比定位(或称"拾起-放下"操作控制)理论成熟得多。因此,我们自然对如何将定位问题简化为跟踪问题感兴趣。我们的控制与跟踪目标

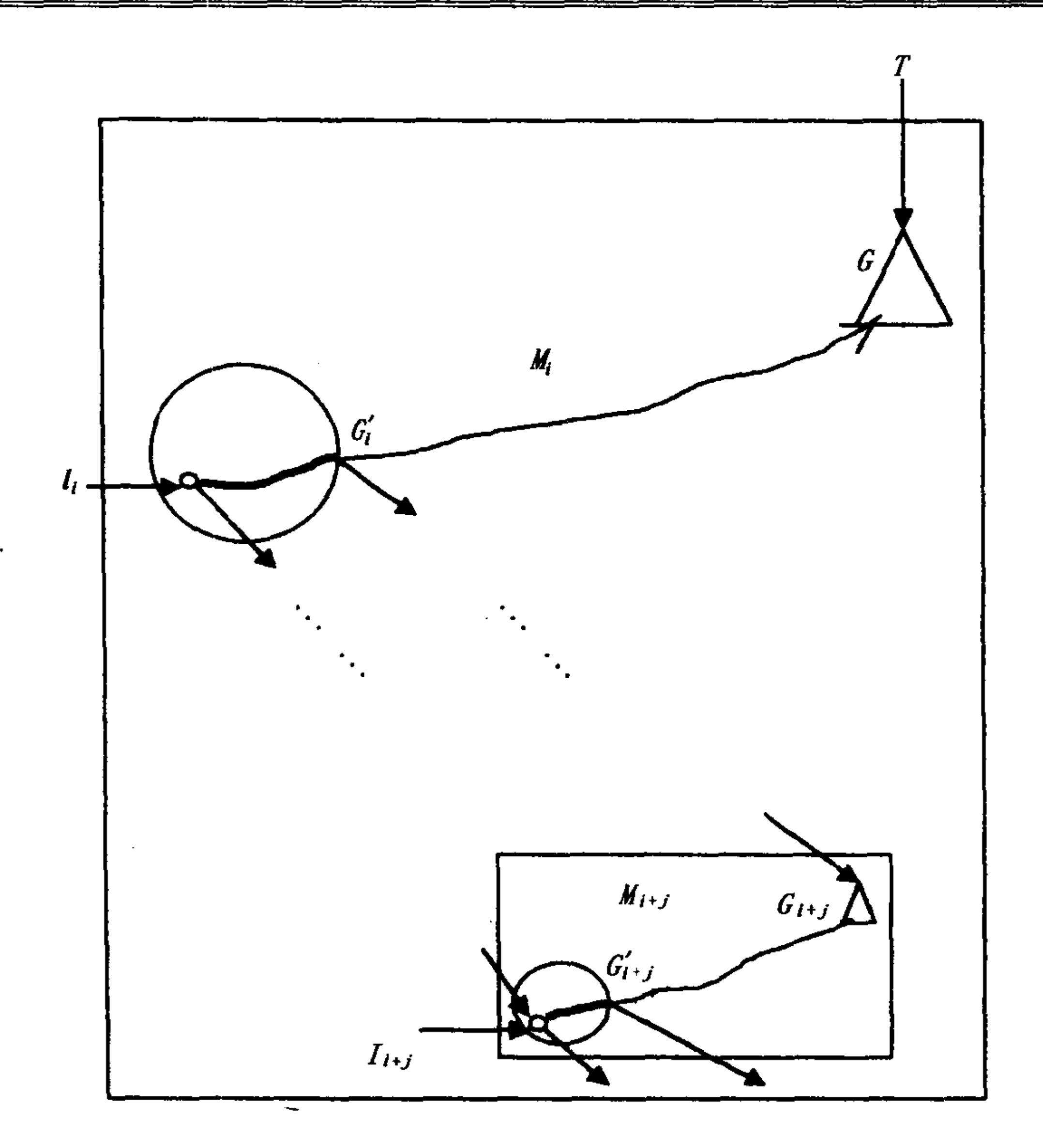


图 8-6 决策期间信息嵌套分层改进

控制之间有相似之处,因此在上述递推过程中,跟踪轨迹的不断再计算更值得我们注意。

显然,可以将最好的规划轨迹认为是预测轨迹。系统的每一层如图 8-6 所示,轨迹的粗线部分是实质上的规划轨迹,而其余部分作为预测轨迹。对于下一层,情形有所变化。即它对上层指定的计划进行改进,其余部分作为预测。

由于认为 *PT* 部分是预测轨迹,相应的信息在将来会被修正,需讨论修正信息的结果的可读性问题。这产生了诸如可选计划的存储、通过概率测度和偶然事件的综合进行预测评价。

8.3　控制问题描述

从经典最优控制系统结构我们可以导出自主控制系统的可能结构。假设一个待优化的线性多变量系统的常规表达为

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t)$$
$$y(t) = Cx(t) \tag{8-1}$$

其损失函数为

$$J = \int_{t_0}^{\infty} [x^T(t)C^TCx(t) + u^T(t)Ru(t)]\mathrm{d}t \tag{8-2}$$

这个损失函数用来评价当前状态与理想状态(原点)之间的差距。这个损失函数形式的选择并不意味着任何任务需求,它只刻划了系统的性能,并以经典形式给出结果。

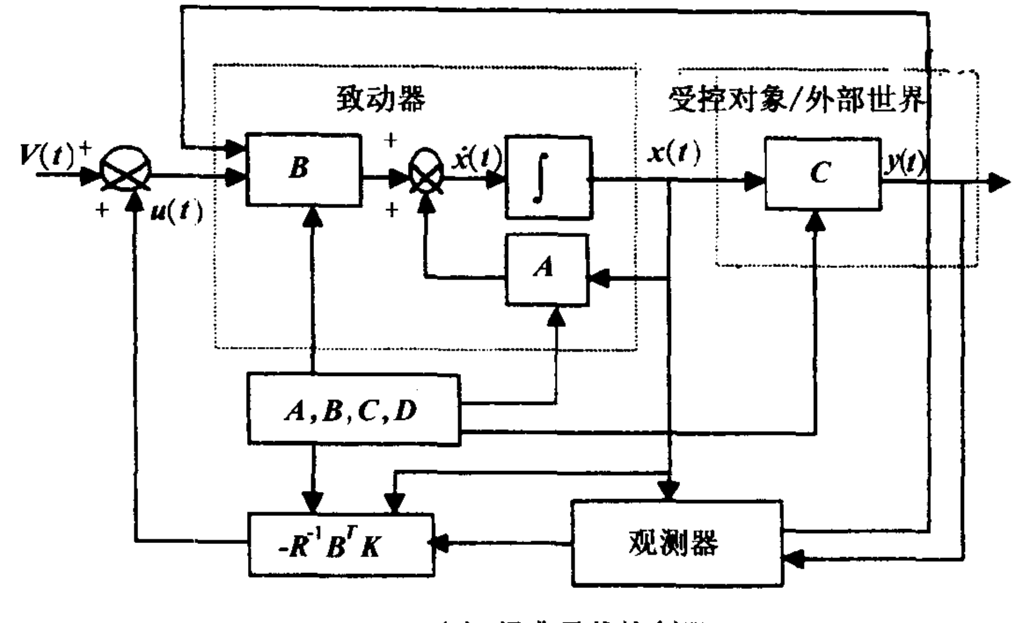
所得到的反馈控制结构如图 8-7(a)所示,这里 K 是下述矩阵 Riccati 方程的唯一正定解。

$$KA + A^TK - KBR^{-1}B^TK = -C^TC \tag{8-3}$$

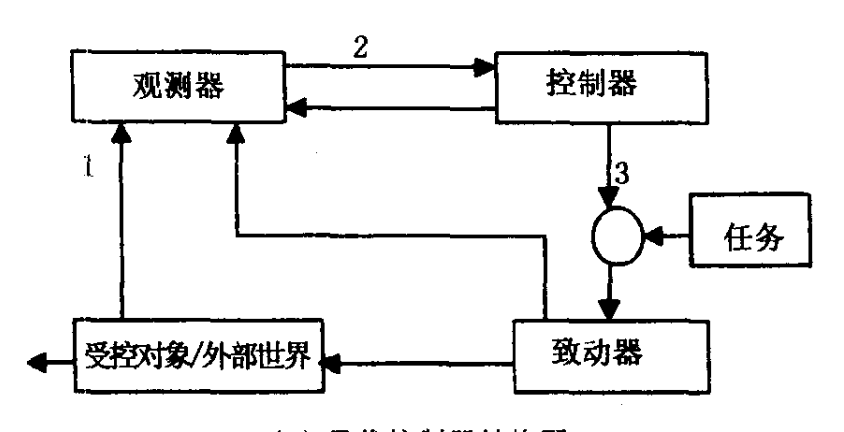
在给定自主控制系统的初始位置、方向、速度和加速度条件下,假设控制器(8-3)可以使系统达到原点(目标 G)同时使式(8-2)为最小。

显然,这个问题的描述及其解不能用于自主控制系统。事实上,有许多障碍阻碍了直接应用方程(8-1)至(8-3)。最明显的是我们这里是强非线性问题:问题的描述必须涉及到许多依赖于状态的约束。它们中的大多数在控制之前是未知的。当这个问题被作为跟踪问题时会遇到类似的困难,需要假定完整的初始计划。然而,我们知道对于完整的 PT,在起始阶段无法假定后续的跟踪目标,在运动过程中有太多的变化因素。图 8-8(a)将表明上述的问题,并显示决策因素的缺乏。

通过讨论图 8-7(a)最优 LQG 控制器的结构,我们试图得到理想的满足任务要求的控制器结构,或至少得到一个可能满足任



(a) 经典最优控制器



(b) 最优控制器结构图

图 8－7　对于最优控制器结构的评价

务要求的控制器结构。Wonham[22]在他有见地的文章里建议将控制器与外界模型融合在一起。由于 K 和 J 的计算必须基于充分的外界系统知识，由图 8－7(a)我们可以理解这个模型的框架。为方便起见，我们重画结构(a)，将一些模块(点划线之内的)合并到一起，用图 8－7(b)来表达最优控制器，其上标注了一些感兴趣的区域。

1 区：包括受控对象状态、环境状态和控制器状态的信息。它不能直接由预定义映射的闭合解形式获得。显然，应该定义一个认识过程，它确定了观测器使用的信息结构。这意味着传感器的

功能、其信息的融合以及融合结果的解释都参与决策，而这在初始结构中是不需要的。

2 区：恢复受控对象和外部世界无法获得的状态集，并把它们作为观测器的输出。然而，需要新的决策过程来确定控制器所需的状态子集。只有在这个认识过程完成之后才可以确定"可接纳集"和"不等式约束集"。

3 区：最后，最有力的决策机构（也是对自主控制系统功能最有影响的部分）包含在控制器中。可以认为 u 向量是 u 序列串的合格成员，它负责使受控对象达到控制目标，并满足所有依赖于状态的约束，在一定的时间段里，可以使 J 达到最小。

因此，控制问题可以重新定义如下：首先，将动力学系统描述为状态 x 和控制 u 之间的正规关系（如数学的、语言学的或其它形式的）。

$$F[x(t),\dot{x}(t),\cdots,u(t)] \tag{8-4}$$

它可以描述为微分方程组或差分方程组，或逻辑描述集合形式，或任何其它（计算机）操作集合等。这里我们要强调的是（8-4）式不仅应理解为解析形式（如微分方程组），而应理解为更广泛的形式。应该将式（8-4）理解为任何反映外部现实的编码知识阵列的一个缩写。因此它应有一个统一的结构形式，而不必一定是代数表达式。

应该用状态相关集合信息对式（8-4）进行补充

$$U_A = \{u_i(x,t):|u_i(x,t)| \leq u_{Mi}, i = 1,2,\cdots,n\} \tag{8-5}$$

状态不等式约束反过来依赖于状态和认识结果

$$X_c = \{x_{ci}(x,\dot{x},\cdots,t):|x_{ci}(x,\dot{x},\cdots,t):| \leq x_{Mi}, i = 1,2,\cdots,k\}$$

$$\dot{X}_c = \{\dot{x}_{ci}(x,\dot{x},\cdots,t):|\dot{x}_{ci}(x,\dot{x},\cdots,t):| \leq \dot{x}_{Mi}, i = 1,2,\cdots,k\} \tag{8-6}$$

以及损失函数

$$J = \int_0^{t_f} L[x(t), \dot{x}(t), \cdots, t]\,dt \tag{8-7}$$

假设这个损失函数能够根据不同的情形进行解释，而且可以与式(8-2)的标准二次型形式有所不同。

这样可接受的系统（如图 8-7(b)所示）应该转换成图 8-8 所示的系统。这里我们有双重情形，其一是我们仍然可以处理表达式(8-1)至(8-3)（如图 8-8(a)的结构）；然而当受控对象和外部世界的复杂性增加时，具有认知功能的“观测器”的信息结构将变得非常复杂（我们将其称之为“感知”），并自己负担起解决许多实质性问题（如需要特殊的感知表达方式）的责任。

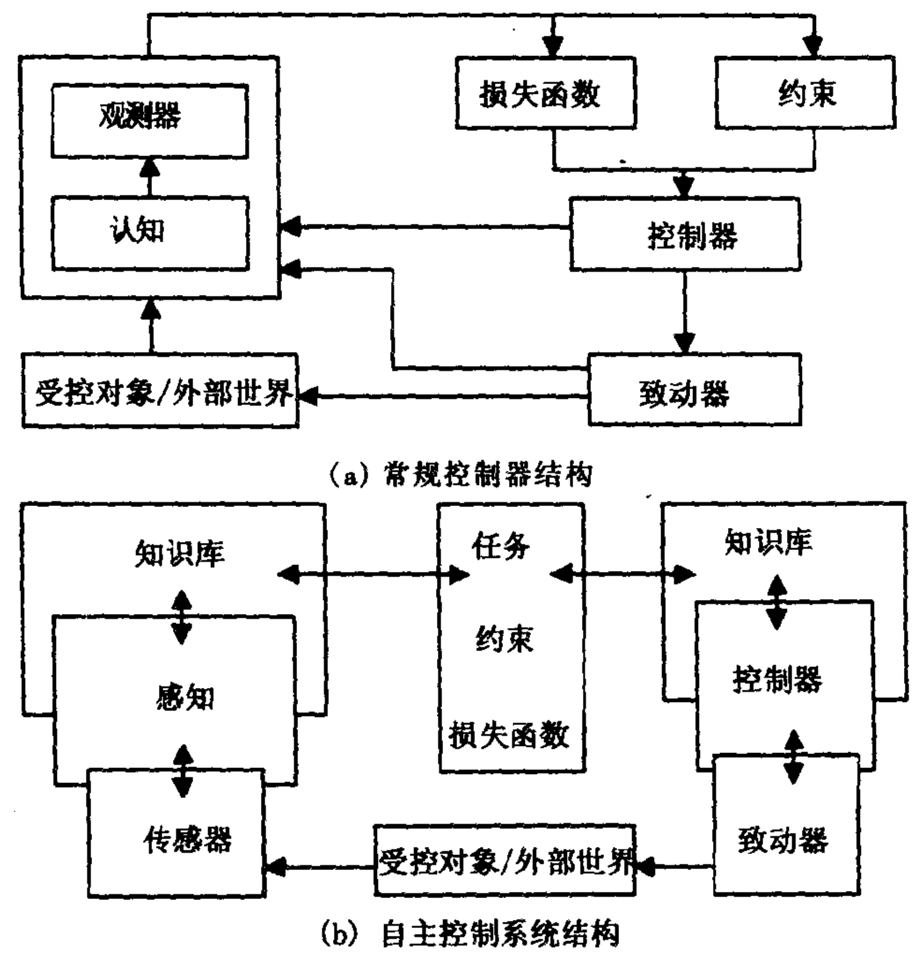


图 8-8 经典控制结构转换为自主控制系统

与已经存在的系统不同的，利用可用信息表达的系统逐渐显示出来了。方程(8-4)至(8-6)与这种表达的精确性（如采样周

期、数字化精度、信息的解释与存储等)密切相关。另外,感知信息结构的复杂性会对控制器产生许多严重后果。任务的提炼过程、约束的确定、损失函数计算以及 u 向量产生都是控制器利用的信息结构与感知子系统中的信息结构之间的相互作用的特殊问题。这可以被认为是统一信息结构的内部问题。这个信息结构(也称为知识库)可以满足两个目的:感知信息的表达和控制的表示(事实上,是智能控制的表示)。

在这一部分,我们将介绍用于自主控制系统而不是用于拟人系统的团队控制器(team - controller)。这种类型的控制器是解决具有约束的系统优化运行问题的直接结果。为此,我们先定义自主控制系统:可以认为控制系统中任务结构化和任务的提炼过程、约束的确定、损失函数的定义都是控制产生及其运作的组成部分。在标准控制成员集合中,自主控制系统的各部分是统一的(如图 8 - 8(b)所示),即控制器 = 知识库 + 规划与控制子系统;信息结构 = 感知 + 知识库;观测器 = 传感器 + 信息结构。

从图 8 - 7(a)所示的控制系统演变为图 8 - 8(b)所示的信息系统或基于知识库的系统只是一个初步的形式,最优控制器可以被看作是一个生产系统,这个系统的数据库或知识库是我们的初始模型(1);规则库包括任务、损失函数最小化需要以及约束、处理它们的说明、求解算法(如式(8 - 3))。在人工智能意义上的生产系统控制的第三个因素包括使我们能够应用这些规则的前提:在这个特殊情形下,前提是可以应用式(8 - 6)。这是将解(8 - 3)式与任务的形式、模型式(8 - 1)和(8 - 2)联系起来的条件。而后者太具体,我们要试图扩展它。

8.4 信息结构

这一部分主要讨论嵌套分类控制器的信息结构。这可以被认为是 Y.C. Ho[16] ~ [18],[24]文章中信息结构的一种扩展。自

主控制系统表达的基本原则是我们理解信息结构模型的基础。我们试图将外部世界描述结构进行分辨率分层，这里世界分辨率不仅仅与数值有关，它具有更广泛的意义，即它与字、描述、计划、解以及控制有关。

自主控制系统的运作基于同样的世界描述信息结构模型，它在自主控制系统的理论和设计中用来描述自主控制系统。当提及世界描述时，它的实体包括自主控制系统（受控对象）、其控制器、致动器以及环境等。将描述定义为一个结构（如代数或信息结构），它对世界和对现实结构（或现实地域）是同态的。描述由数字和关于目标和系统的描述信息组成，并假定可以从先前经验或基于（存在的多样性、可能的逻辑推理工具）理论推导得到。

这里没有定义世界。然而我们假设它是同态的。例如，为适合数字计算机技术，我们要用离散描述结构，世界也被设想为离散结构。用解释来处理模型和机构，我们试图反映世界中的物体和物体之间的关系，用这种方法来简化实际工程应用中模型和机构的使用。

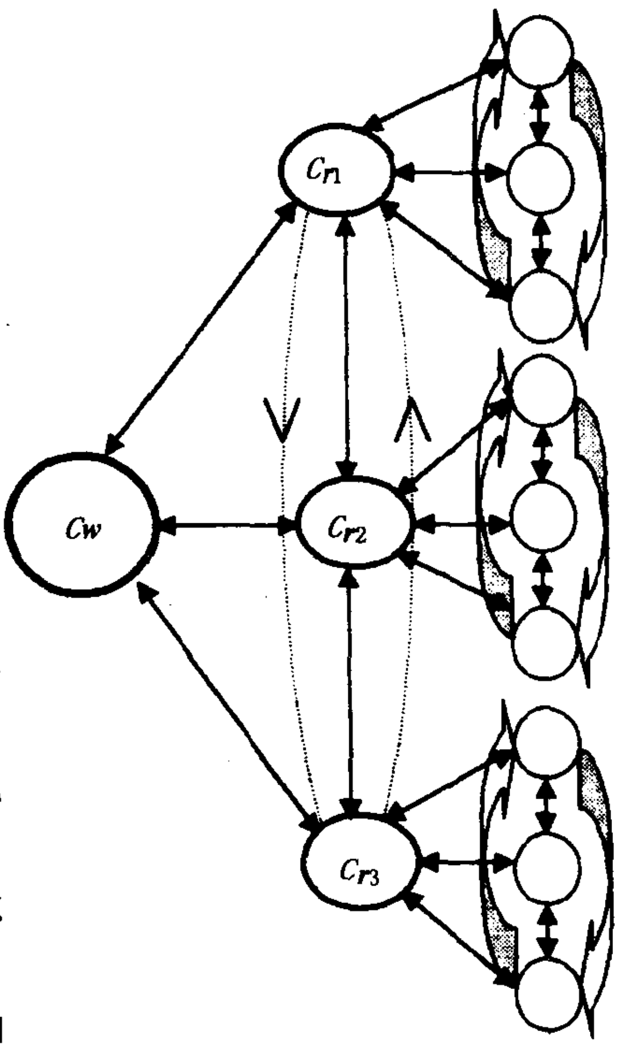
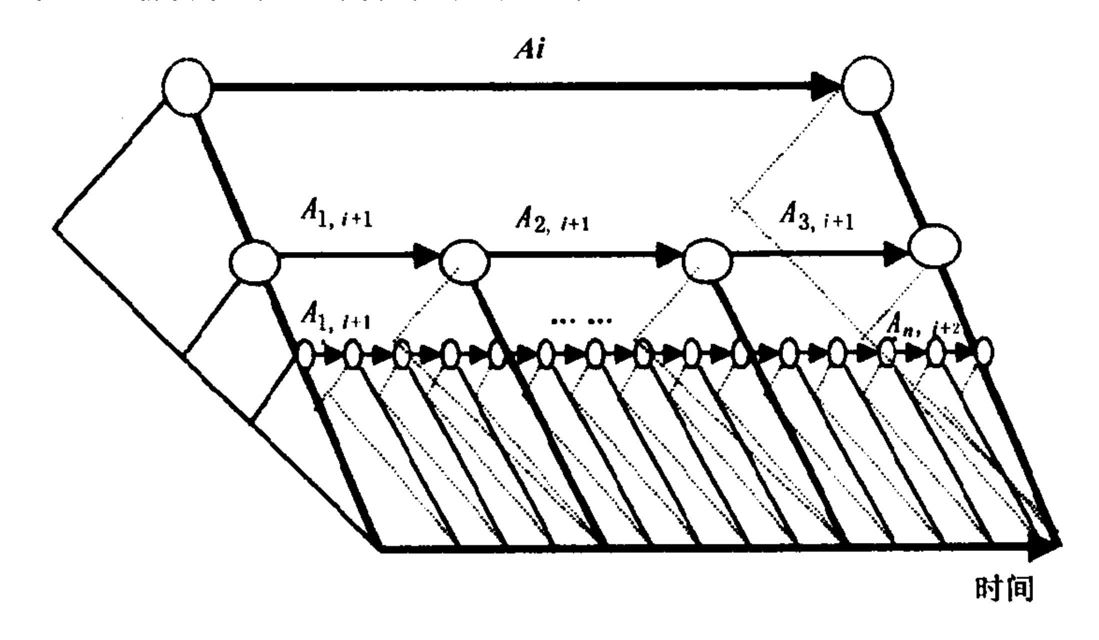


图 8－9 世界描述的分类理论模型

这样，我们可以同时考虑两个分类（如图 8－9 所示）：世界分类 $Cw(Ow, Mw)$ 和描述分类 $Cr(Or, Mr)$，它们与函数 F 和 F^{-1} 联系在一起，

Ow、Mw、Or 和 Mr 是世界中的物体及其形态的相应描述。选取适合多数情形的最普通的代数结构进行分类，这使得变换变得容易。物体通常用集合论来处理。

世界描述的多样性由图 8-10 所示。从图中可以看到，存在多种世界描述的可能性，而且各种描述是同态的。当前，在实际控制中基于不同的信息组织元素和规则，使用各种不同的世界描述实体和技术。这里，集中讨论知识库描述世界的技术。知识库作为信息系统模型是世界描述系统，它与其它世界描述系统(如微分方程组、差分方程组或积分方程组)是同形态的。



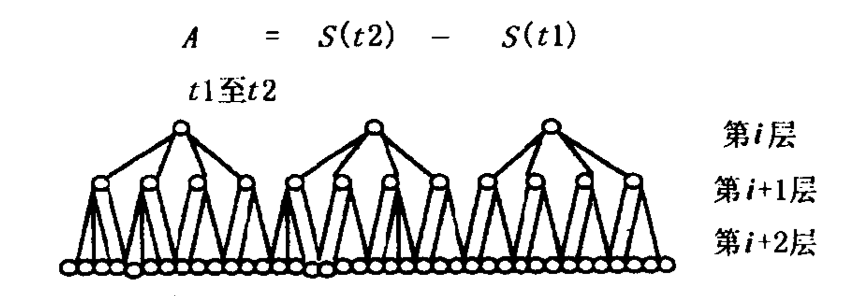


图 8-10　描述与控制之间的关系(S-状态，A-动作)

描述(模型)的多样性显然与信息描述系统和控制系统描述本质上相关。当然，微分方程组不是唯一的便利的世界描述方法。

在各种用代数结构的控制系统的分析与设计中，我们有广泛的开发基础。为了处理非线性、耦合以及繁重计算我们采用了查表法的集合论思想，并自然地出现了自动机形式。上面所述的例子中，由图 8-9 显示的世界描述的主要成员由其它成员分类（Cr_2，Cr_3，…）的相同关系来刻划。当在不同的分辨率下考虑物体的相同集合时，可以解释物体的类型及其形态。

物体及其形态的分类可以分割。世界的整个描述属于确定的有限时间。这样，任何特定的 $Cr(t)$ 可以认为是世界 Cw 的一个“即时照”(snapshot) 分析时将这个即时照作为一个整体考虑。描述的分类分解是用其所属类中物体及其形态的分解来实现的。分解意味着将物体及其相互关系分为不同的部分，在分解之前认为不重要的物体的组成部分可能在分解之后变得重要了。这反过来意味着世界表达的分辨率比分解之前提高了。如果我们持续不断地分解，可以得到关于物体及其组成部分、以及它们之间相互关系的进一步的描述。因此，在分解分层中所有层用越来越高的分辨率来描述同一个世界。显然这与所选用的描述方法的种类无关。

自主控制系统的时间表达是在表达域 $\{Cr(ti)\}$，$i=1,2,...$ 和世界状态序列描述 $\{Cw(ti)\}$，$i=1,2,\cdots$ 中，用即时照序列表达时间的变化。每一个状态可以被分解归类为一种世界状态。每个分类层都有它自己的分辨率限。每一层可以作为一个目标。两个连续状态之间的差可以作为能够实现目标状态的“动作”。动作的分类如图 8-10 所示，并描述为：

$$Ai = \{A_{j,i+1}\} = \{\{A_{k,j,i+2}\}\}\cdots$$
$$(i = 1,2,\cdots;j = 1,2,\cdots;k = 1,2,\cdots)$$

每一个动作 $Aj,i+1$ 是两个子目标描述之间的差。子目标用 SG (*subgoal*) 表示，则有

$$A_{j,i+1} = SG_{i+1}(t_j + \Delta t_{i+1}) - SG_{i+1}(t_j)$$

其中，Δt_{i+1} 是第 $(i+1)$ 层规划的时间间隔。

我们可以看到：规划的层越低，其时间间隔越小，即

$$\Delta t_i > \Delta t_{i+1} > \Delta t_{i+2}$$

可以用分层规划结构单元来描述系统。对于新的时刻，目标由给定系统的分层描述给定。

自主控制系统的知识库是一个具有内容及其解释的语义网，它也是一组用于人机系统和不同种类的自主决策支持系统的组织好的公式。显然，知识是由一种称之为知识单元的离散组件组成。当我们谈论知识时实际上意味着知识的表达。通常认为工程师会涉及到两种类型的知识：陈述性知识和程序化知识。没有人准确地知道它们两者之间的差别。然而，人们可以认为程序化知识是应用于陈述性知识的算子信息，这些算子实际上是用于给定知识库中的知识单元。在系统中，“程序”与“动作”相关。在陈述知识域中通过简单的动作名词与动词的替换，我们可以得到系统的动作。

有两种类型的陈述性公式：存在性描述（包括物体的描述及其它们之间的相互关系）和过渡性描述（关于变化的描述）。这两种知识单元用含蓄的形式（从句）表达。通过讨论语言学（逻辑和人工智能）、集合论以及描述场景的向量分析方法之间的相似性来进行知识库的表达。当我们使用术语“变量”、“映射”的同时意味着同时使用了术语“实物描述”和“关系描述”。在代数中，实物用变量（$x,y,z,\cdots$）来描述，它们之间的关系用独立的映射来描述（$x\rightarrow y, x\rightarrow z,\cdots$）。

在 Hausdorff n - 维状态空间（R^n）$_h$（通常脚标“h”被省略），用变量及其映射来描述网格状知识库系统。在这种知识库中，任意两个不同的 n 维点有不相关的邻点。可以假设这个空间是人工离散化（网格状分解）同形世界描述的初始连续空间的结果。可以把这个空间作为描述运动轨迹的动力学系统的状态空间，也可以把它看成是给定时刻的世界即时照空间。由此获得一系列的世界即时照。经典状态空间是描述过程所有即时照的重叠。

网格化的原则是将“有兴趣的点”（符号化的变量、字或公式）

放在网格(空间的基本单元,表示纹理、组件、映像点)的中心。字“单元”、“颗粒”、“离散点”和“网格”交替使用。如果用网格表示具有非空交叉部分的子集系统,我们可以得到网格的性质。这个性质是符号形式的:事实上,在这个分辨率层次我们不能识别出一个格内的其它点,因为它已经是最小“颗粒”。

换句话说,网格决定了知识的分辨率,它定义了信息的最小组成单元或无错地表述世界的最小公式单元。这个最小网格的直径为 ε,整个网称为 ε 网。下面我们来分析分辨率分类产生的过程。

嵌套网格的想法以嵌套空间域理论(这个理论可以改述为嵌套网格理论)为基础,将单个网格 $T(\varepsilon)$组合在一起,得到一个解链,

$$T(x_0,\varepsilon_0) \supset T(x_1,\varepsilon_1) \supset T(x_2,\varepsilon_2) \supset \cdots \supset T(x_n,\varepsilon_n) \tag{8-8}$$

其中,$x_1,\varepsilon_2,\cdots,x_n$ 是网格中心坐标,$\varepsilon_1,\varepsilon_2,-\varepsilon_n$ 是嵌套网格的直径。

具有基本网格,并满足条件式(8-8)的网称为嵌套 ε 网。网格之间的关系由下述方程确定:

$$\varepsilon_0 = \frac{\varepsilon_1}{\sigma_1} = \frac{\varepsilon_2}{\sigma_2} = \cdots = \frac{\varepsilon_n}{\sigma_n}$$

系数 $\sigma_1,\sigma_2,\cdots,\sigma_n$ 是嵌套 ε 网分类的比值。

这样,可以用嵌套 ε 网系统以不同的比值和一定的分辨率来表达信息,这里把比值定义为一层的分辨率与最低层的分辨率之间的比。从图 8-11 可以看出,上层每一个较大的网格成为较低层分类的小网格的集合。在上层选取一个网格相当于在较低层选取一个确定的较小网格子集。

上层较大的网格之间的关系可以认为是低层相应子集网格之间关系的概括表达。每个网格不仅表达了自身的性质,还表达了与其它网格之间的关系。由此产生了变量表。

可以将变量表理解为词汇表,并用 V_x, V_y, V_{xy}来表达。这

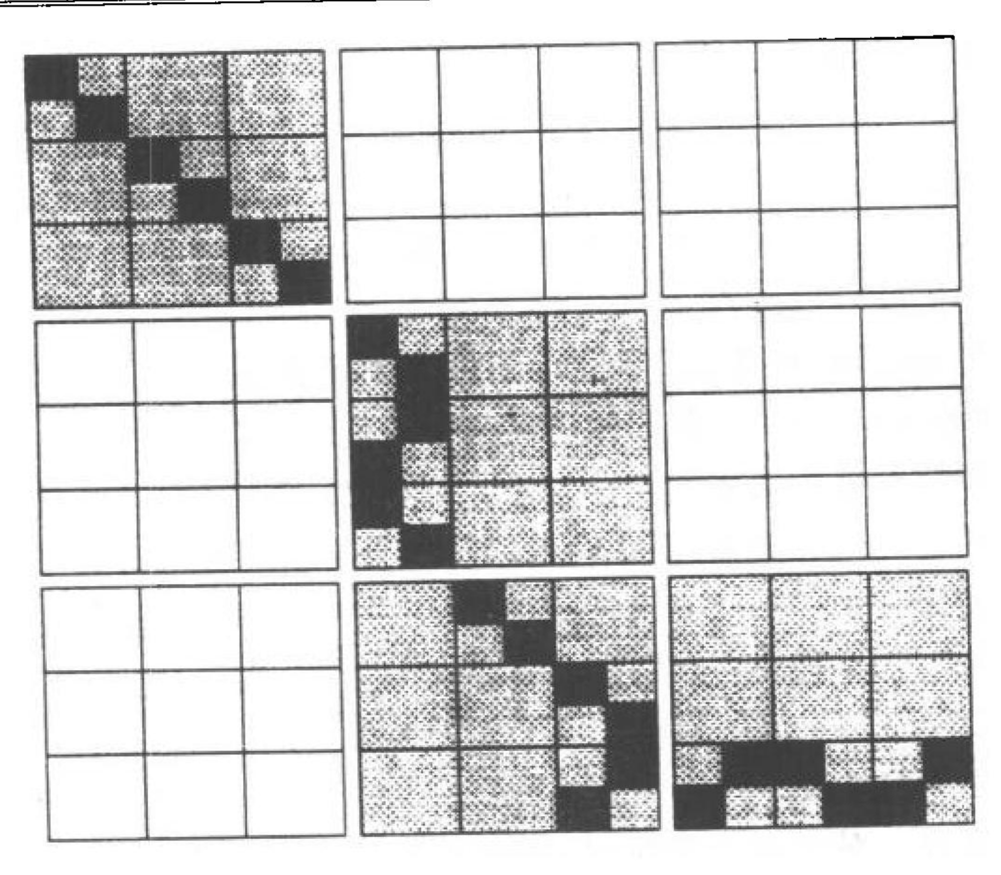


图 8-11　嵌套分类系统的表达

样,任意变量可以被认为是词汇表中的字,即 $x_1, x_2, \cdots \in V_x$; $y_1, y_2, \cdots \in V_y$; $x_1, y_1, x_2, y_2, \cdots \in V_{xy}$。为方便起见,可以预先组织好映射词汇表。例如,如果查表过程出现语句 if S&C then u (这里,S 为状态描述,C 为选择的决策或损失函数相关策略),则可以从预定义说明集中选取控制 u 。最小的可查表可以只包含一个映射。

变量的集合称为 向量或串,表示为 $\{x_i\}, i = 1, 2, \cdots n$ 或 $\{x, y, z\}$。一个可查表或可查表集合如果被用来由输入串产生输出串则称为语法 (算子和变换)。输入和输出词汇与语法一起称为语言。显然,向量或串是用上述语言的表述(构成了这种语言的字)。可查表确定了将变量组成向量或串或向量的串等。

用可查表来表达知识与相关想法的聚类有关,两者都涉及编码、近似和复杂性。可查表单元编码的选择决定了近似的程度。每一个单元是一个比例因子,它与相应具体层要求的分辨率有关。

如果将 X_P 从“整个的 X”中分离出来，其间的相互关系为

$$X \supset X_P$$

我们称从 X 中分离出来的 X_P 为重点注意域。通常当一个子集是重要的或对于整个集合它是典型的，我们把它作为重点注意子集。

应该强调：在考虑空间中，生成可查表近似单元与产生网格(空间的数字化)的问题之间的关系。通过引进“香农函数”和在通讯与控制系统中采用的其它采样机制解决与“数字化”和“量化”相关的问题。一些困难(诸如别名、类似)会导致算法在输出时衰变。

在这一章中，由于相邻(数字化、量化)网格之间没有信息，空间的离散化不允许出现别名，关于网格性质的信息(即它们的值)是整个网格平均值的集合。显然，“平均值”在这里的意思与其在类产生中的性质不同。令 $\sum$ 为数字编码符号，S 为字母表中有限串的集合。对于每一个编码，用串的长度来刻划编码函数 $\Phi:\sum\to\sum$。下面我们将介绍控制信息结构最小编码的条件。

表的复杂性可以通过计算相应空间 ε 网的 ε 熵来评价。

$$H_\varepsilon(S) = \log N_\varepsilon(S)$$

其中，S 是由 ε 网指定的空间，N_ε 是 ε 网中元素(节点)数或网中的网格数。

如果用功率集来表达所考虑的类别，则有

$$H_\varepsilon(S) = N_\varepsilon(S)$$

在文献[29]中阐述了自动机描述和查表法之间存在着等价关系。在给定时间段(t_j, t_j+1)，$t_j \in T$ 内给定输入，描述状态转换的函数起了关键作用。在不同的初始条件和不同的约束条件下，需要列表求解。表达的精确度通过查表法由 ε 网确定。由于任意“输入输出”对是由逻辑关系确定，可查表与运动系统之间的等价关系就容易确认了。

各种规划理论都以空间网格化思想为基础，产生了多种不同的空间网格化决策策略以及评价距离和复杂性的技术。所有这些

技术可以上升为 ε 网理论和公式。

在纯量化空间处理中，语意网技术变得很重要。可以认为可查表是有序逻辑关系表，这里假设逻辑在量化数据的模糊和概率意义上是多值的。可查表可以用图的形式来表达。指定了逻辑关系的量化值被理解为图边缘值。可以用图将隐含的逻辑关系解释为从句指令。

我们接受下面的图语法概念。覆盖符号集 $\{\sum_i\}$，$i=1,2,\cdots,n$ 的图由顶点集合 V、边缘集合 $E((e\in E)\rightarrow(v_i,v_j,c_{ij}))$、从 E 到 C 的映射称为损耗(cos$t$)，从 V 到 E 的两个映射称为结合(bonds)，从 $\{\sum_i\}$ 到 V 和 E 的 n 个映射称为输入，从 V 和 E 到 $\{\sum_i\}$ 的 n 个逆映射称为输出。图表明了一对映射，即 $f=(f_E,f_V):\sum$。

我们将对顶点或路径的定义串 $v_0e_1v_1e_2v_2\cdots e_mv_m$ 感兴趣。在这个定义串中，二进制连结关系 e_i 表明结合的强度，并可以解释为 V 的关联关系。因而，边缘包括相关类中 V 的划分。如果结合的强度 $e_i\geq m_i$ 超过了阈值，两个顶点就属于同一个相关类。结合的强度可以用 Hausdorff 空间距离计算出来。由于词汇表中每一对变量或字的结合产生了相关类。

下面我们来看图结构的定义及其描述。图由可查表产生，因此当系统其它表达方法(如解析表达、实验结果、世界相关域的词语表达、人类专家等)不能解决时可以采用图元素表达方法。显然，图描述是语意网的一种。

公式表达可以理解为是一种描述类。对每一个公式表达 $j(x_1,x_2,\cdots,x_n)$我们引进类符号$\{\xi\mid\varphi(\xi,\xi_1,\xi_2,\xi\cdots,\xi_v)\}$它被读作所有类 ξ 诸如$\varphi(\xi,\xi_1,\xi_2,\cdots,\xi_v)$，这意味着所有属于这个类的独立物体都有类性质$\{\xi\mid\varphi(\xi)\}$。公式表达可以理解为满足下述规则的变量式，即如果 a 和 b 是自由变量，则 $a\in b$ 是公式表达；如果 A 和 B 是变量集合，则 $A\ldots B$ 是公式表达。这意味着变量－字的组－集合或映射集合可以由称为类字的新变量或称为类映

射的新映射来替换。这样我们得到了有限的类性质($x=\pi(y)$, $x=\pi(z)$, …),这些类性质可以用来划分世界描述。如果在 X, Y, Z 空间中取值,

即
$$x\in X, y\in Y, z\in Z, \cdots$$
则一般地说,映射是多对一,并有
$$\pi^{-1}(x), \pi^{-1}(z), \cdots$$
对应多于一个的 X 值。可以看到 X 实际上由 π 划分为类,每一个类都与不同的 y 和 z 有关。在同一层中用来形成类的字称为根字(primitive)。变量 - 字的聚类和映射的聚类称为概括(generalization)。

可以用不同的方法来处理概括过程。最简单的概括算子具有下述特征:通过比较性能列表,找出根字集合的规律和门限规则;基于门限规则重新考虑根字的初始集合;根据接受规则给根字加注特征标识;最后,将具有类似特征的根字聚类。

特征相似性的评价十分重要;相似程度决定了类中根字结合的强度。基于列表的概括产生了类列表,它可以解释为高层逻辑 - 语言规则。面向目标的有限搜索规则确定了基于逻辑 - 语言列表规则的概括序列,它反过来又导致了世界域的信息分类组织。

如上所述,纵向分类的概括递推过程不会破坏变量 - 字之间的水平连结。此外,水平连结及其表述产生了纵向连结。底层字(图的边缘)之间的结合与上层分类在特殊瞬间形成密切相关的类。这里,我们讨论的类既包括纵向分类也包括横向分类。

在决策过程中,不仅要考虑串或变量(字)及其映射的组合,还要考虑这些组合的组合。产生递推组合的过程,需要解释所获得的组合,指定新的标签,然后返回词汇表作为新字,这样扩充了语法。一部分组合对我们有更重要的意义,它们可能被作为特殊问题的解。这样状态空间被认为是解空间,变量的组合可能被作为替换解。

组合算法可以被用来将字组合成串,并标注它们和把它们再

溶入组合过程中。组合算法之一是搜索算法。在持续检测图的边缘并保持顶点为不相交集合时,可以把计算没有方向的图的单元连结的方法作为组合搜索的例子。扫描所有的边缘,连结所有超过结合强度阈值的顶点。

满足理想性能的扫描搜索是直接组合概括算法之一。如果搜索结果不断地增加输入的词汇量,则在广泛的搜索中不断地扩充词汇表,从而获得所有可能的组合、交点及其互补集合。最终的词汇形成一个视域(field)。这样我们得到了有限视域的特定部分,它不包括视域内定义的所有单元的组合。在不引进复杂算法结构的条件下,它给出的结果更有意义。

另外,组合算法是决策过程中产生替换解的算子。对每一个组合都需标定一个数值,这个数值使得决策者在决策过程中作出选择。我们称决策链为决策策略或控制策略。

采用(纵向)分类表述结构可以认为是用 N 层不同的分辨率来表述同一个世界,我们考虑下面的情形。给定 N 个状态空间 $S_1, S_2, \cdots, S_N$,可接受的决策集合为

$$S = S_1 \supset S_2 \supset \cdots \supset S_N$$

并假设用距离描述的损失函数为

$$I_i : S_i \rightarrow P_i$$

所获得的决策集合(串 $S_1, S_2, \cdots, S_n$) 是 N 层分类解。这个串可以解释为世界的后续状态或导致后续世界的变化(动作)。在后一种场合,从一个子状态到另一个子状态的不同分类层的子动作构成了整体动作。

用来寻找解的组合算法无论对整个分类还是对分类的每一层都是可视的同形序列结构或 Markov 过程。由于利用了多种控制理论和随机过程理论模型的有效工具,这个模型有特别引人之处。在持续决策结构中允许并行处理:当将分类作为一个整体搜索解时,可以用此方法搜索到分层解的集合。为完成这个并发事件过程,一定要检验一致性条件:并要不断搜寻层中不适者。

在可以找到树或串的特殊情形下，有一些搜索算法可以使用。一个非常有效的搜索算法基于如下操作过程：

a.定义初始和最终搜索节点；

b.由初始节点确定“后继者”；

c.确定得到“后继”的后继者所有之前的后继者的绝对损耗（即损耗和）或相对损耗，以及从一个后继者运动到最后节点所需的损耗；

d.选取最小损耗后继者作为新的初始点；

e.返回到第二步。

至此，我们讨论了具有知识单元的知识库的建立步骤，即：将知识单元组合成类，根据规则分解它们，基于某种组织 形式（扫描或 Markov 过程）搜索后继组合，然后进行比较和选择。但过程知识的种类不应该太多。

对所有具有相应结合强度的字和边缘需标定精确度值。可以将节点或图的边缘的精确度的标定理解为量化特征的相对误差值，这个评价基于概率和不确定域的估计。在此世界描述方法不依赖于处理不确定性的特殊评价方法。不确定性的值由确定（一层中最小表述单元）网格性质的数值来决定。这样，分类系统的不确定性产生于所有表述层，并通过其余的分类传播开来，从而产生不确定锥体的紧域。有界不确定锥体实际上是不确定性评价种类的概括。主要需解决的问题是在某一分类层上给出不确定锥形的值，并消除计算的复杂性。

实际上锥体内部发生什么事并不重要除非涉及到某个特殊原因，如包裹在锥体中的随机或动力学过程的“微结构”。类似地，我们并不关心给定层一个网格内实际发生什么事情，网格的“微结构”被认为是较低分类层需考虑的问题。

网格大小的评价类似于定义一个 ε - 网，网格直径的最小值可以是时间的函数。为了在以后的处理中避免出现麻烦，我们将不涉及分类层中 ε - 网格的特殊随机和动力学微结构。通过假设

一致分布宽度我们来定义网格的直径，这个一致分布具有与变量 x 的实际分布相同的条件相似度值。对于任意分布规律使用这个条件相似度值

$$H = -\int_{-\infty}^{+\infty} P_i(x)\ln P_i(x)\mathrm{d}x \tag{8-9}$$

假设偏差限界为$(-\Delta, +\Delta)$，实际偏差具有一致分布并等于

$$H = -\int_{-\infty}^{+\infty} P_u(x)\ln P_u(x)\mathrm{d}x = -\int_{-\Delta}^{+\Delta}\left(\frac{1}{2\Delta}\right)\mathrm{d}x$$

$$= \ln\left(\frac{1}{2\Delta}\right)\mathrm{d}x = \ln(2\Delta)$$

其中，在$|x|>\Delta$时，有 $P_u(x)=0$；在$|x|<\Delta$时，有 $P_u(x)=\frac{1}{2\Delta}$。而

$$\Delta = -\frac{1}{2}\exp\left(-\int P_i(x)\ln P_i(x)\mathrm{d}x\right)$$

对于高斯分布

$$\Delta = \sigma\left(\frac{\pi e}{2}\right)^{0.5} \tag{8-10}$$

针对 ε－网的定义，由式（8－10）得到的 Δ 是网格的最小直径。对于平稳随机过程和确定的 p，σ 的估值是充分的，不再需要涉及随机过程的分析。当然，这取决于变量随机成分的性质。基于条件式（8－10）在运动规划中，假设忽略了用不同规则网格化状态空间的问题。单个网格的性质变的不重要，整个空间由"模糊"网格覆盖。

在给定层标注类假定把类当作根字。此外，这个类（现在也是根字）在较高层重新聚类。为了把类作为根字处理，我们不得不忽略类的内部内容。表述分类层用不同程度的细节来描述同样的世界。我们称这个特性为分辨率，并把它作为状态空间向量可识别性的测度。

对于 $x_1 \in X$，同形序列系统（如 Markov 过程）

$$x(k+1)=b[u(k)]\times a[x(k)]$$
$$y(k)=c[x(k)]$$

是可控的,如果对于任何 $x_2\in X$ 存在控制序列使状态从 x_1 达到 x_2。如果对于所有的可识别状态,它都是可控的,则称这个系统是可控的。

两个状态 $x_1,x_2\in X$ 是不可识别的,如果给定任意的输入序列,对于初始状态相应的输出序列是相同的。相反,如果同样的输入产生不同的结果,则 x_1,x_2 是可识别的。如果一对状态是可识别的,则系统是可观测的。

定理1 任意 ε - 网是一个可观测系统。

证明: 由定义,任意 ε - 网是一个所有网络节点状态都可识别的系统。因此,任意 ε - 网是一个可观测系统。

这样,分辨率的问题可以看成是确定网格直径的问题。因此,确定 Δ 的第二个条件由向量量化运算得到。

在给词汇表中的字作新类标后,这个类标就变成了新的具有其自身性质的根字,这些性质用数字表示。针对不同的性质需采用不同的理论方法(如概率方法、模糊集合理论等),用不同方法得到的特征量化准确性亦不同。显然,准确性的评价与新根字的内部内容无关,这意味着准确性与分辨率是独立的。例如,用不同的离散量化基来数字化图像(如世界图)。离散基越大,图像的分辨率越低。

这样,在可接受的模型范围内精确度即为世界及其描述之间的偏差。词汇表 $\mathrm{card}\sum_i$ 越小,被忽略的现象越多。这种忽略可能增加这个偏差。然而,词汇表 $\mathrm{card}\sum_i$ 越小,概括的程度越高,ε - 网的网格直径 ρ 越大。因此,下面的关系成立

$$\rho=\frac{1}{\mathrm{card}\sum_i}>\Delta$$

其中,ρ 确定了允许的偏差值,而 $\mathrm{card}\sum_i$ 确定了分辨率的值。

精确度和分辨率可能被曲解为描述的不确定性。我们需要把

精确度和分辨率与不确定信息区分开来。令观测向量为

$$X_o = X_{od} + \xi \tag{8-11}$$

其中，X_{od}是识别之后的确定性模型，ξ 为观测之后的随机成分。

定义： 如果观测成分与知识库中存储的模型不相同，其确实大于精确度和分辨率的测度，即$|\xi| > \Delta$，并且假设其潜在地影响决策结果，则称这个观测成分为随机成分。

让我们来看经典方法如何与控制器中信息的随机成分相关连。Saridis[10]给出了随机控制问题的定义。在这个定义中，过程的不确定性是随着过程的进展测量量中统计上不可恢复的量，可以将这个量解释为测量误差。Ho 和 Chu [16]定义了可用信息的随机向量作为对外部世界所有不确定信息的描述，这些不确定信息是不可控的。Ho, Astner 和 Wong [24]强调随机变量与决策相关。

这里的方法(式(8-11))与经典方法在下述两个方面不同：

(1)将控制问题作为具有模型 X_{od}的确定问题来处理，并通过量测与集合$\{\xi_i\}$相关的不确定性来估计决策的可能性或决策规则；

(2)将学习理解为从$\{\xi_i\}$中提取新的识别模型的工具，而不是更新$\{\xi_i\}$集合概率特征知识的工具。

下面给出处理未知-非模型化信息的结构。递推重复分解式(8-11)以获得嵌套信息结构。在每一层将成员分解为两部分，一部分能作为下一层确定部分的可识别成员，另一部分为下一层具有 $E|\xi_i|=0$ 的未知部分。即

$$X_{oi} = X_{odi} + \xi_{r,i+1} + \xi_i$$

其中，X_{odi}为第 i 层识别之后的确定部分；$\xi_{r,i+1}$为第 i 层随机成分，它将在第$(i+1)$ 层的观测之后识别；ξ_i 为第 i 层尚未识别的随机成分，$E|\xi_i|=0$。

可以将随机信息的递推分析描述如下：

$$X_{oi} = X_{od,i} + \xi_{r,i+1} + \xi_i$$

$$X_{o,i+1} = X_{od,i+1} + \xi_{r,i+2} + \xi_{i+1}$$

$$X_{o,n-1} = X_{od,n-1} + \xi_{r,n} + \xi_{n-1}$$

$$X_{o,n} = X_{od,n} + \xi_n \tag{8-12}$$

其中,n 为递推终止的层号。

这种信息的分解(它可能在嵌套分类结构中)同样适合于多参考系统。适用于多参考系统的原因主要是因为简化了每一层的信息表达。在满足 $E\{\xi_i\}=0$ 的条件下,可以间接表达多参考系统。这意味着状态空间的原点位置为 $E\{\xi_i\}=0$,则在这一层用于决策的其余信息均以原点为参考。

因此,LQG 控制策略中最小化噪声意味着最小化未知成分 ξ_i,而其它信息则以确定形式存在。处理不确定信息的多参考系统的另一个重要性质与学习有关。如上所述,假设系统涉及的是部分未知或完全未知的世界,这样就需要学习。学习信息由存储模型(模式)来表示,它还能确定初始参考信息。假设可以获得残余信息,并基于现实的多样性用它来产生新的模式。如果新模式的产生是不可能的(即找不到规律),则可改变初始参考。处理新信息的这个原则被用于更新图的过程。

8.5 信息系统的嵌套

首先我们集中讨论确定层的分辨率的机制。Ho 和 Chu[16]~[18]指出对于世界描述的分割的概括比初始描述更粗略,即上层给出较少的细节。这里我们考虑整个世界的描述场(field)。这个场是状态空间,可以在其中进一步进行解的搜索。如果底层场是 F,上层场是 J,则有 $F \subset J$,或换句话说 J 被嵌套(包含)在 F 中。这意味着两者用不同的精确度描述了世界的同一部分。由于 J 载有的信息量比 F 少,嵌套的方向影响概括的描述,我们称之为概括嵌套。

下面来讨论另一种嵌套 - 注意点嵌套(nesting by focusing attention)。注意点嵌套被作为系统描述。两种类型的嵌套同时出现,有时会引起混乱。的确,嵌套意味着是“什么的一部分”或“什么的子集合”。如假设 H 为 J 的子集合或一部分(J 是上层描述场),G 是 F 的子集合或一部分,有表达式 $G\ R\ H$,其中 R 是概括的关系。这个关系意味着集合 H 中的所有元素实际上是集合 G 的类。

当底层描述子集合嵌套在上层描述中,同时代表世界的同一个子集合的上层描述的子集合也嵌套在底层描述中。这并不矛盾因为考虑的是不同种类的嵌套。同一个子集合可以沿不同方向嵌套(如概括嵌套 n_g 和注意点嵌套 n_a)。

图 7 - 11 给出了一个嵌套分层自主运动系统决策所需要的三层世界描述的例子。上层世界描述是空的(如图(a)),只有初始点 A 和目标点 B。在这一层中没有任何细节,所有的细节将在概括层以下的分类层中描述。世界描述实际上占用了计算机大部分的工作量。对于串行或伪并行操作决策系统,这意味着使用了这一层计算机的全部能力。对于多处理器系统,假设相应的计算能力是预先指定的,并且是有限的。

为了有效地分层,我们将整个路径分段(子集合)网格化处理,在每一子集合的网格中用更高的分辨率来描述其中的细节。所有网格的子集合结合在一起,构成具有更高分辨率的层,最终构成实际运动所依循的轨迹,并给出运动所需要的决策策略。

实际上,整个决策过程是由描述集合完成的(从图 7 - 11 的(a)到(c)),它由不同的频率、精确度和组合功率来刻划。然而,只有比较了性能指标的绝对值才能确定这种差别。在描述层(a),决策频率最低(为 $2.10^{-4} \sim 10^{-3}$Hz);在(b)和(c)层决策频率比较高(为 $10^{-3} \sim 10^{-1}$Hz);在描述层(d)决策频率最高(为 $10^{-1} \sim 5$Hz)。当然,如果不断地细化世界图像,持续的“图像放大”将引起控制器的补偿,决策频率还会进一步增加。

另外,在(a)层决策精度最低,决策的偏差要以公里计,而到了(c)层,偏差可以用分米计。当然在控制器补偿层所需要的精度可能更高。至于"组合功率",在整个运行过程中 (a) 层会产生描述解实质性的差别,而在(c)层,情况与(a)有很大不同。

由(a)层至(c)层所有的差别起因于描述的分辨率(或最小图像单元)。在(c)层中分辨率小,而在(a)层中分辨率大。实际上,分辨率的值是由所允许的精确度决定的。首先我们注意到,对于不同的分辨率在所有图像中世界场景中物体的数量是相同的。其次,我们可以容易地发现在所考虑的层以给定决策频率和相同的分辨率在两个相邻决策过程之间的时间里机器人以恒定速度移动,在所有层其速率均为常数,即

$$\frac{\text{每项决策引起的最大状态空间变化}}{\text{两个相邻决策之间的时间间隔}} = \text{常数}$$

经过简单的变换,对于所有考虑的层我们有

$$\frac{\text{两项决策之间的时间间隔}}{\text{所在层的分辨率}} = \text{常数}$$

关于"组合功率"在所有考虑层用同样的思路我们可以得到同样的结论;它被用于具有不同分辨率的不同信息单元。

下面我们来讨论嵌套的效率问题。在实际应用中,究竟需要对细节分层"聚焦"多少次? 假设运动空间总的尺寸为 A,层数为 n,层间比例为 m,在最低层网格的最小尺寸为 Δ,它由最低层的实际运动精度确定。所需要的计算机功率的估计值为 $P = mn$。

定理 2: 在嵌套分类系统中,当比例为 $e = 2.718\cdots$ 时,所需要的计算机功率最小。

证明: 在总的工作空间内,最小尺寸网格的总数由下述方程确定

$$A/\Delta = m^n$$

变换之后我们有

$$n = \log_m(A/\Delta)$$

为找到 $mn = \min$ 我们有

$$m\log_m(A/\Delta) = \min$$

经过微分和简单的变换，我们有

$$m = e$$

在现实中，离散系统应该有一个强制的条件，即 m 和 n 应该是整数，对于有限的 A，这改变了最小化的结果。如图 8－12 所示，(其中比例因子 A/Δ 分别为 $A = 10^4$，$B = 10^5$，$C = 10^6$，$D = 10^7$)，A 从 10 变化到 10^9，最优的 m 值从 3 变化到 16。然而，当 $m > 10$ 时，P 没有实质性的减少。

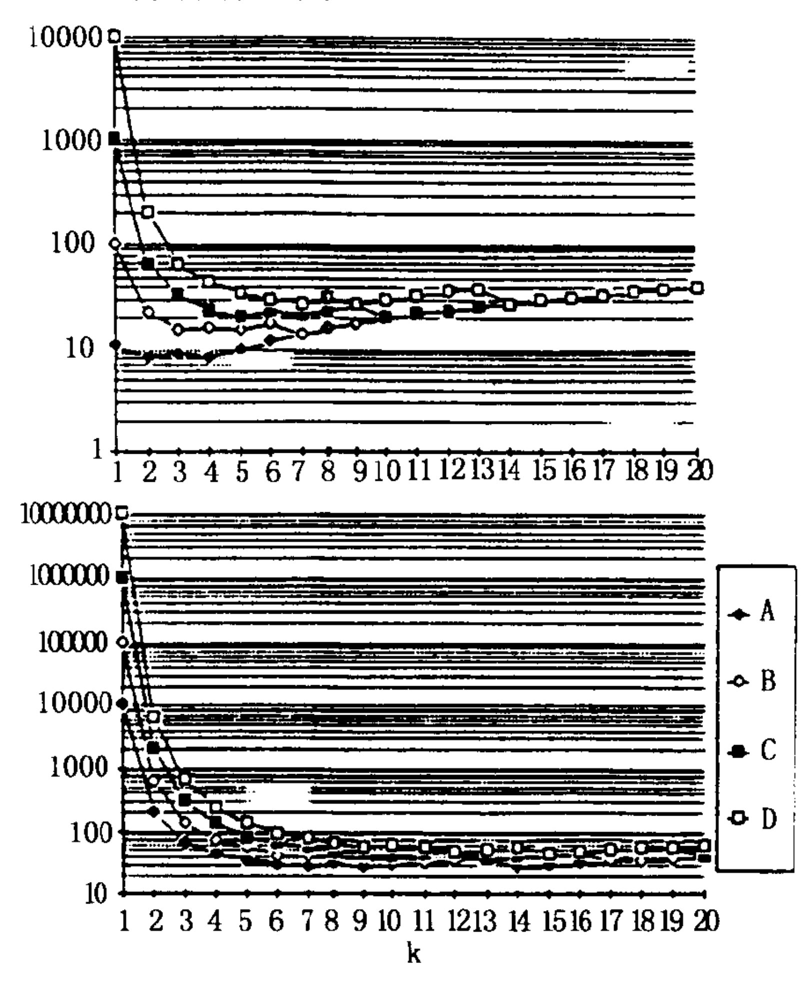


图 8－12　所需要的计算机功率作为比例因子的函数

这些结果可以解释如下：对于自主运动控制系统最有效的信息组织形式是构造具有分支因子为 3、间隔层数为 3 到 10 的分类。已有的规划和导航系统大多数都采用 3 到 5 层分类，但分支

因子的值较大。无论怎样,满足有效信息结构需要的系统设计不应该增加任何问题。

8.6 分类嵌套决策

如上所述,既使只有一个致动器需要考虑仍然要保留分类。这是一个覆盖整个分类世界描述的分类决策过程,用不同的知识描述分辨率来广泛地刻划分类的每一层。假设知识类别为 C_{gk},相应于嵌套世界描述我们有

$$\begin{array}{ccccccccc} \cdots \supset & C_{gk,i-1} & \supset & C_{gk,i} & \supset & C_{gk,i+1} & \supset \cdots \\ & \downarrow & & \downarrow & & \downarrow & \\ \cdots \subset & C_{ak,i-1} & \subset & C_{ak,i} & \subset & C_{ak,i+1} & \subset \cdots \end{array} \qquad (8-13)$$

它是基于这些分类的嵌套决策过程的主要基础。由式(8 - 13)顺序决策规则遵循这个嵌套和决策的基础。

定理 3: 给定嵌套世界描述

$$S_1 \supset S_2 \supset S_3 \supset \cdots \supset S_i$$

和这些描述的损失函数集合,基于一般的决策规则,策集合将构成一个嵌套分类

$$D_p(S_1) \supset D_p(S_2) \supset D_p(S_3) \supset \cdots \supset D_p(S_i)$$

其证明和相互转换图由参考文献[50]给出。

推论: 如果损失函数构成嵌套系统,则通过损失函数可以在不同层找到嵌套的最优决策。特别地,在不同分辨率层可以找到嵌套的最小时间控制。

分类决策过程允许充分利用计算机的能力,而在这种分类的每一层(没有分支)计算机的能力受到限制。在这种情况下,智能控制的树分类变成了分类嵌套控制器。如果智能嵌套控制器在上述约束下运行,控制过程允许将信息分别解耦处理为具有不同分辨率的各个部分。这意味着在不同的分类层有不同的“模糊”度。

而在模糊状态自动机的嵌套分类中，每一个较低层的自动机(子自动机)都附着在相应的母自动机上，并减少其不确定性。

考虑子系统类别为 C，子系统之间的相互作用因子为 F，自主运动控制系统的信息转换如图 8-13 所示。图中：s 表示传感，p 表示感知，k 表示知识，pc 表示规划与控制，a 表示致动，w 表示世界。图中没有显示反馈：模块之间由因子连结，这些因子用感兴趣的映射集合刻划了保存的结构。黑体水平线将系统分为两个不同的部分：下面的是真实物体世界，上面的是信息处理世界。所有的模块都是模糊状态自动机。用自动机理论可以容易地和适当地描述它们。它们可以将描述、计算机表达以及控制运行统一起来。将 A 与动态规划结合起来可以完成搜索，通过给定层的分辨率和给定规则对状态空间进行离散化。

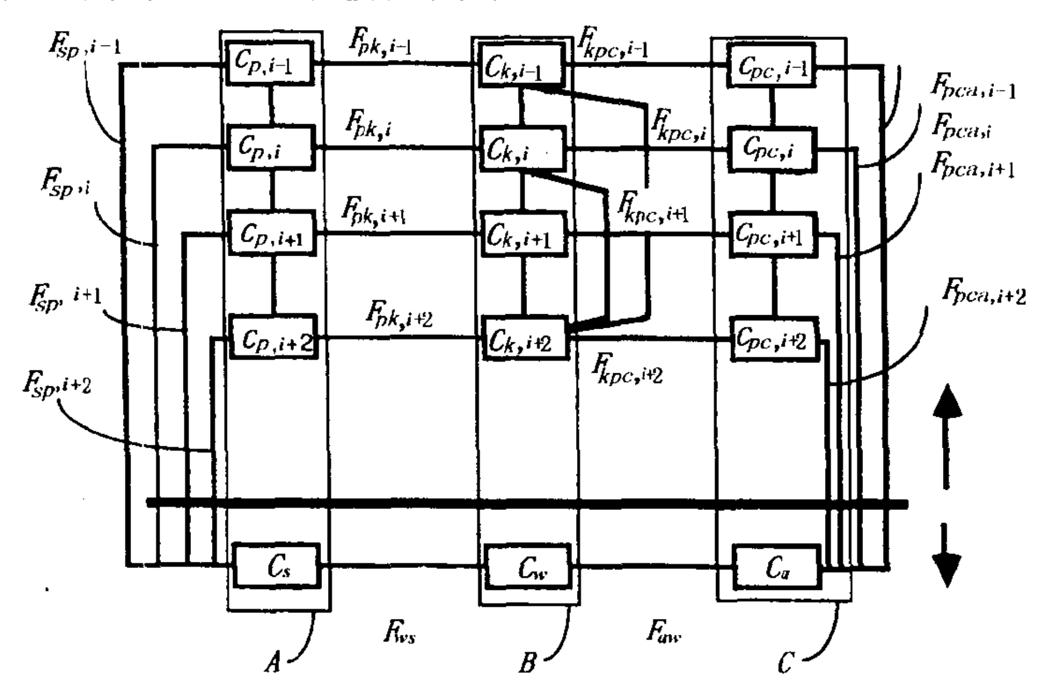


图 8-13 自主运动机器人的信息交换图

(其中 A 为可观测的，B 为世界及其描述，C 为控制和致动)

可以将直接控制理解为目标和子目标的确定。而间接控制确定了第 i 层的不确定区域，可以将它理解为第 $(i+1)$ 层状态空间的搜索场。基本的想法是“主将”决定运行目标和后继者的损失函

数,以便引导后继者的行为。

如上所述,把自主运动控制系统作为自动机来处理,自动机的所有部件都符合基于分辨率(概括)或注意点或两者的结合构成的嵌套组织结构。在分解分类与注意点集中分类之间存在本质的差别。不是所有的系统都允许分解,可以把它理解为一种分块嵌套分类的发展。例如,非线性序列机不能被分解为状态相关和输入相关的部分,因为它们对系统动力学的影响不能被物理地分开。然而,对于大多数实际应用场合,基于概括和注意点集中的信息结构的分解是可能的。自动机分解的条件和相应的转换图可参见参考文献[40],[46],[49],[50]。

8.7 多分辨率动态规划

关于运动规划问题在很多文献中已经提到。然而关于最优规划(或最优导向)与最优控制问题至今还没有成熟的解决方法。运动规划经常被理解为定位问题或物体运动问题而不是寻找理想运动轨迹的问题。勿庸置疑,人们真正关心的问题是如何找到运动的位置和轨迹使其能满足某个理想测度值(如某个损失函数值)。本节试图对这个问题给出一个适当的解决方法。

从上面的结果我们知道,自主控制系统的最优决策是嵌套的。当然,它也与最小化某个确定的实际损失函数(如最小时间控制)的最优决策有关。Saridis[10,11]和[12]给出了一个典型的具有任务分解和子系统的分类控制结构。最优控制系统的子系统协调是一个重要的问题。由于我们的分类是系统分类而不是树分类,所以不考虑这个重要的分类控制函数。然而,如果这一部分的结果被扩展到树分类域里,就可以充分考虑协调问题。

自主控制系统的决策过程是一个不完全观测的 Markov 过程。状态空间被网格离散化,网格相连形成图,并指定图的每一边缘的损耗。这允许使用离散控制系统方法,它与存在的系统离散

化方法不同。我们不能通过引进采样周期来离散化时间[11]。在离散化状态空间中,认为系统以一定的代价是从图的一个节点移动到另一个节点。

根据[12],假设过程 S 由 $S_t = 0, 1 \cdots$ 来描述。如果 $S_t = 1$,由查表法选取 u_t。平稳调节规则为 (u, c),其中 c 为预测的损耗状态。对于每一个 u,过程 S 是一个具有平稳转移概率矩阵 $P(u) = \{P_{ij}(u)\}$ 的 Markov 链,其中

$$P_{ij}(u) = P_{ij}(u(i)) = Pr\{S_{t+1} = j \mid S_t = i, u_t = u(i)\}。$$

与调节规则相关的损耗可以通过计算路径轨迹成员和的总损耗的期望值得到。将控制器理解为在 ε - 网中为以后的运动选取下一个节点的系统。我们这里考虑的控制器没有学习功能,而且控制规则是预先制定好的。为此需对 Bellman 最优原则进行扩展。对于随机问题 Bellman 最优化原则为:在任何时刻无论当前的信息和过去的决策如何,余下的决策必须能构造一个相应于当时信息集合的最优策略[13]。

考虑到下述一般的随机控制问题,状态 x 根据下述方程演变,即

$$x(k+1) = f[k, x(k), u(k), v(k)], k = 0, 1, \cdots$$

其中,v 是过程噪声。

测量值由下述方程给出

$$y(k) = h[k, x(k), w(k)], k = 1, 2, \cdots$$

其中,w 为测量噪声。

假设在时刻 k 的信息集合是所有嵌套分类层过去的测量值与控制值,这里嵌套分类由下述过程完成,即

a. 概括:

$$I_i(k_i) \overset{g}{\supset} I_{i+1}(k_{i+1}) \overset{g}{\supset} I_{i+2}(k_{i+2}) \overset{g}{\supset} \therefore$$

$$\{Y_i(k_i) \overset{g}{\supset} Y_{i+1}(k_{i+1}) \overset{g}{\supset} \cdots, U_i(k_{i+1}) \overset{g}{\supset} U_{i+1}(k_{i+1} - 1) \overset{g}{\supset} \cdots\} \overset{t}{\supset}$$

$$I_i(k_{i-1}) \overset{g}{\supset} I_{i-1}(k_{i+1} - 1) \overset{g}{\supset} \cdots$$

b. 注意点集中：

$$I_i(k_i) \overset{a}{\supset} I_{i-1}(k_{i-1}) \overset{a}{\supset} I_{i-2}(k_{i-2}) \overset{a}{\supset} \therefore$$

$$\{Y_i(k_i) \overset{a}{\supset} Y_{i-1}(k_{i-1}) \overset{a}{\supset} \cdots, U_i(k_i-1) \overset{a}{\supset} U_{i-1}(k_{i-1}-1) \overset{a}{\supset} \cdots\} \overset{t}{\supset}$$

$$I_i(k_i-1) \overset{a}{\supset} I_{i-1}(k_{i-1}-1) \overset{a}{\supset} \cdots$$

其中，$Y^k \therefore \{y(n)\}^k|_{n=0}$，$U_m^k\{u(n)\}^k|_{n=m}$（忽略 $m=0$）。

在上述的表达式中，有三种包含运算：概括（g）、注意点集中{a}和时间（t）。信息的时间序列是嵌套的，每一个都包含它的“前辈”。Bar - Shalom[13]阐述了对不完全观测的 Markov 过程控制算法中可以引入随机动态规划。

最早提出基于嵌套分类结构的决策过程是 Ho 和 Chu（[16]和[18]），他们发现一些动态问题等价于静态团队决策问题（static team decision），特别对于 LQG 的情形，最优控制问题可以表述为观测数据的线性函数。Yoshikawa[27]指出对于具有 N 个控制站点的离散时间系统，Ho 和 Chu 的（局部）嵌套信息结构可以表述为一步延迟分享信息结构，并可应用动态规划算法。之所以动态规划算法是适用的主要有下面的原因：

a. 在自主控制领域我们所涉及的大多数系统是本质非线性的、耦合的和难处理的，因此对于这样的控制系统希望采用预先查表计算的方法；

b. 动态规划作为图搜索方法[28]允许增加分类方法的数量，这些分类算法使得计算更有效[29]。

这样，适当地选取损失函数变得很重要。我们手头没有太多的适用的损失分配策略。一个可能的选择是节点选择总损耗策略。将总损耗 C_f 分成两部分，即

$$C_f = C_g + C_h$$

其中，C_g 为从初始节点到生成的候选节点坐标之一的损耗，C_h 从生成的候选节点到目标的损耗评价。

当没有附加可用信息时,应该采用适当的计量单位来确定候选节点与目标之间的最小距离。这个策略导致了有效的最优解。

另一个策略出自 Stacklberg 游戏,被称之为"领导 - 随从"(leader - follower)策略。可以将其用嵌套信息结构描述([30],[152,153])。Chang 和 Ho 考虑了 N 个随从的情形。对于每一个策略 g_L, L 为领导,我们定义随从 F 的合理的响应集合为 $R(\gamma_L)$

$R(\gamma_L) = \{\gamma_F^o \in F_F \mid$ 对于所有的 $\gamma_F \in \Gamma_F, E[J_F, (\gamma_L, \gamma_F^o)] \leq E[J_F(\gamma_L, \gamma_F)]\}$ 其中, $J_F(\cdot)$ 是决策策略的损失函数。

则有 Stackelberg 的领导策略

$$\gamma_L^s \rightarrow \sup E[J_L^s(\gamma_L, \gamma_F)] \leq \sup E[J_L(\gamma_L, \gamma_F)] \quad (8-14)$$

事实上,它与 A^* 分类算法是一致的:通过候选项的比较选取最小损失的上限。后面我们将看到在嵌套分类中式(8 - 14)确定了独立决策边缘。

用所考虑的信息结构将"规划 - 导航 - 驾驶 - 致动器控制"作为嵌套分类搜索的直接结果。参考文献[49]和[50]阐述了用基于下述规则的自顶向下和自下向上的嵌套动态规划方法来解决最优控制问题:

<u>**规则 1:**</u>　首先应该在信息系统的最一般层用完整世界描述完成嵌套动态规划。

从最低层系统(致动器)的观点来看这显然是非常模糊的。然而这对后面会是优点,因为在较低层就不用考虑世界的实质部分了。

<u>**规则 2:**</u>　自顶向下一层一层地完成嵌套规划。每一个较低接续层的搜索子空间由其前一层按下一较低层的分辨率计算的解来决定。

图 8 - 14 给出了对这个规则的说明,认为作为最优解的上层区域在较低层是独立决策域。然而由于给定层的附加信息,较低层的最优解需要在独立决策边缘内搜寻。规则 3 就用于这种情

形。

<u>规则 3：</u> 在实际运动期间由于新信息的存在，在给定层确定的最优轨迹必须超出已有的指定边界，并将新信息提交给上层以完成适当的概括和修正信息结构，这是一个新的自顶向下的嵌套动态规划过程。

<u>规则 4：</u> 当有界的新信息（如有限的视觉）出现时，规划的递推嵌套过程随着子目标的持续生成而完成（如图 8－5 和图 8－6 所示）。

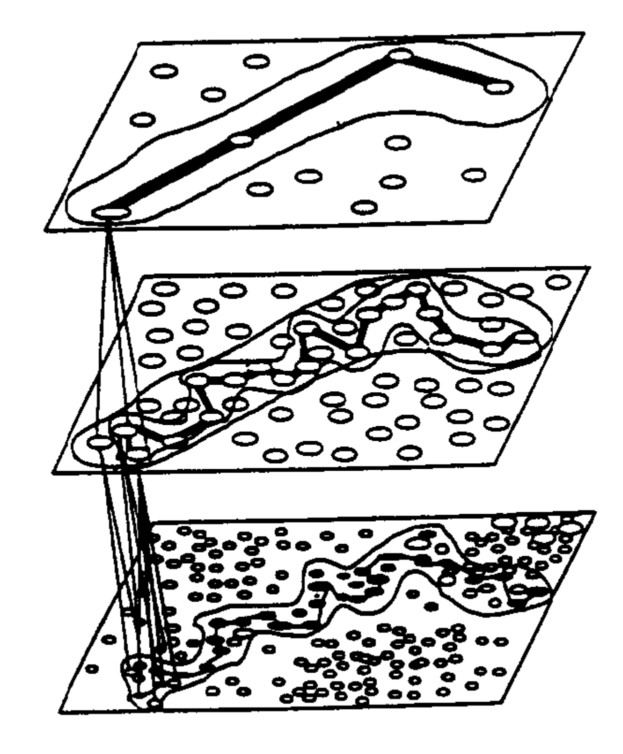


图 8－14 嵌套动态规划方法的说明

我们可以将嵌套动态规划连续方法作一个扩展[149,150]。如果给定映射 $F:R^n\rightarrow R^n$，并解出 $F(x)=0$，假设所选的初始解 X^o 充分接近最终解，则计算过程收敛。显然有嵌套分类最优解

$$X_{r3}^o \in C_{r3} \overset{a}{\supset} X_{r2}^o \in C_{r2} \overset{a}{\supset} X_{r1}^o \in C_{r1}$$

应该认为对于 X_{r2}^o 包含 $C_{r2} \overset{a}{\supset} X_{r1}^o$ 在收敛域内，对于 X_{r3}^o 认为包含 $C_{r3} \overset{a}{\supset} X_{r2}^o$ 在收敛域内。

在嵌套动态规划和“小参数”方法之间可以找到相似性。小参数系统

$$\dot{x} = f(x, \varepsilon u, t) \text{ 或 } \dot{x} = \varepsilon f(x, u, t)$$

可以代替系统 $\dot{x}=f(x,u,t)$[151]。从弱控制开始到获得最优控制，用先前的 e 作为初始近似并使用最优控制，我们从 $\varepsilon\leq 1$ 逐渐改变 ε 至 1。在完成上述规划之后，将最优轨迹区域引导到导航层以增加分辨率。在导航层，规划边缘实际上是任意选的。所有未超出边缘边界的结果都将提交到驾驶层以便于进一步细化搜

索。然而,如果在搜索过程中超出了规划边缘边界,就将结果与修正信息一起提交到上层用于重新规划。在随后的规划－控制层完成类似地操作。

图 8－15 给出了应用嵌套动态规划方法得到的实际计算结果,并比较了基于 A^* 算法得到的三个搜索树。在图的中心有非常低的穿越值,因而进入这个区域的分支不会增长的很深:运动的损耗变的很大。在图 8－15 中要注意到一个规划和导航的重要问题,即在离散空间中指定运动的方向。

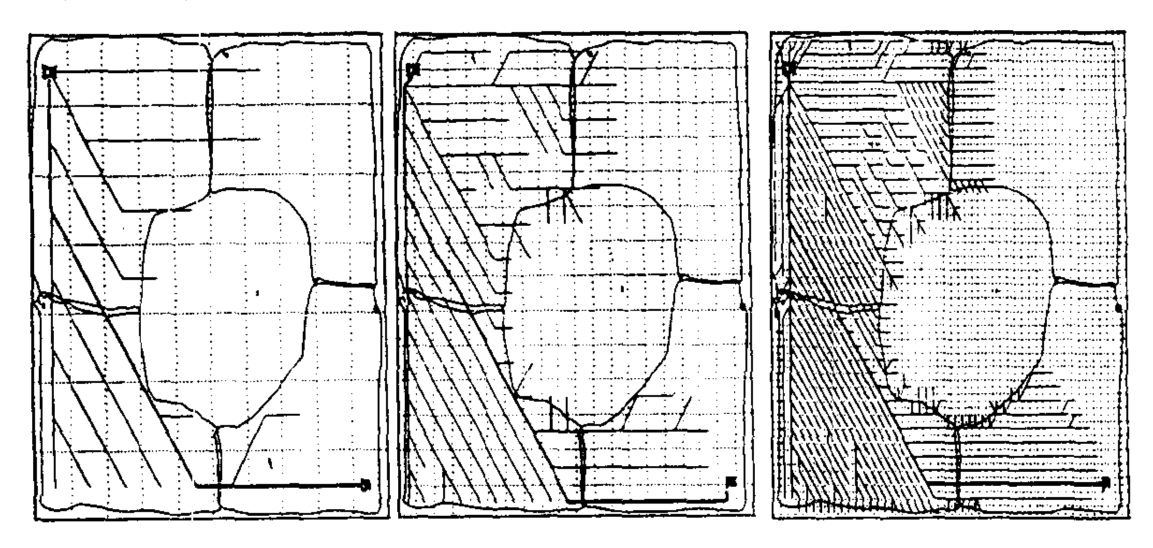


图 8－15　以不同分辨率网格进行轨迹规划的嵌套动态规划的例子

8.8　关于自主控制的讨论

8.8.1　规划

传统的规划与控制过程是分开的。这对大量的系统是适用的,如果这些系统允许离线完成规划,控制过程由给定的高度抽象概括的知识单元的集合和不可变的目标来起动。通过降低概括层和在要求的分辨率层中保持确定度,我们可以构成一个嵌套规划过程。在这个分类中,较高层所确定的理想轨迹在较低层作为一

个模糊的运行域轮廓。新的规划将以更高的分辨率在这个模糊运行域内进行。

上层决策(或离线决策)与下层决策的解耦及其性能对于区分规划与控制以及区分相应的(通常存在人为介入的)子系统或装置可能是最有特征的性质了。然而,这个解耦不会发生在自主控制系统,因为在这种系统中,控制与规划属于不可分的统一的嵌套分类控制器(nested hierarchical controller)。规划层与控制层通过中间决策层相互连结在一起,这个中间决策层必须在完成修正过程之后,在确定的概括层中使用知识。

8.8.2 驱动规划

这在中间层进行,由于"感知"系统启动信息修正过程,向前运动的结果影响概括的结果。在每一个"规划-控制"子系统层我们称规划过程为导航(navigation),在这一层中实时修正的结果对于规划结果是很重要的。感知嵌套分类不需要对传感器进行任何分类,虽然它也可能用硬件来解决问题。预处理阶段的嵌套分类被看作是连续"聚焦"操作的结果,换句话说是连续的注意点集中操作。在自主控制系统中,聚焦一定以注意点为基准,否则不能满足有限计算能力的限制。

过程规划应该在能够构成一个具有相互一致结果的嵌套分类层中完成。整个问题的解决一定是基于一个新的假设集合,这个集合是关于自主系统的运动知识但具有非知识解的形式。新的知识产生了新的答案,对于嵌套分类智能模块来说新的规划策略可以在嵌套分类系统中创造出来。

规划过程可以理解为确定理想运动目标和轨迹的过程,规划层越低,精确度越高。这样,用规划可以状态(或状态序列)的描述形式在运行过程中产生控制系统的输入。这意味着系统规划必须使运动轨迹具有预测性,同时它还可以提供损失函数的理想值。

8.8.3　组合规划 - 控制过程

这意味着规划的结果被作为控制系统的输入。最终这意味着在自主控制系统中,由于规划与控制的内部相互作用和相互影响,将它们作为一个联合的分类知识过程和系统。这个规划与控制不可分的规则完全与已有的分类智能系统的设计与执行的理论和实践是一致的[14,33,34]。

所有的基于知识导航的规划 - 控制层经过递归的连续生产算法相互垂直作用,这个算法产生自顶向下的持续细化过程和自下向上的修正再规划。感知分类生产系统的作用和规划 - 控制基于每一层预先指定的分辨率值经过总合和分解由知识库层间纵向相互作用来支持。因此,其精髓和内容就作为知识体内部的自组织过程的结果。

相反,两个子系统 - "感知知识库"和"规划 - 控制知识"子系统的耦合(如图 8 - 16 所示)可以看成是每一层具有水平相互作用的垂直嵌套知识处理分类。事实上应该组织所有获得的新信息,以便在操作中检验和修正根词表。这个过程在水平层中完成,并执行控制算法。

8.8.4　预测

在运动开始之前应该进行预测,在这一阶段关于世界的信息通常是不完整的。这样,对偶然事件必须基于似合理情形的构造来处理,对于似合理情形我们需要估计不确定的变量和参数。如果排除不能搜索的状态空间区域,对偶然事件的综合可以更有效。这些区域的大多数可以通过自主控制系统的动力学模型及其约束来确定。有趣的是对于不同层次的嵌套分类控制器这个动力学模型应该是不同的,嵌套分类的层越高,与运动相关的动力学过程的影响就越小。这一点在 Albus 的文献[34]中得到强调,在这篇文章中预测作为规划和每一层规则性循环操作的一部分,这些循环

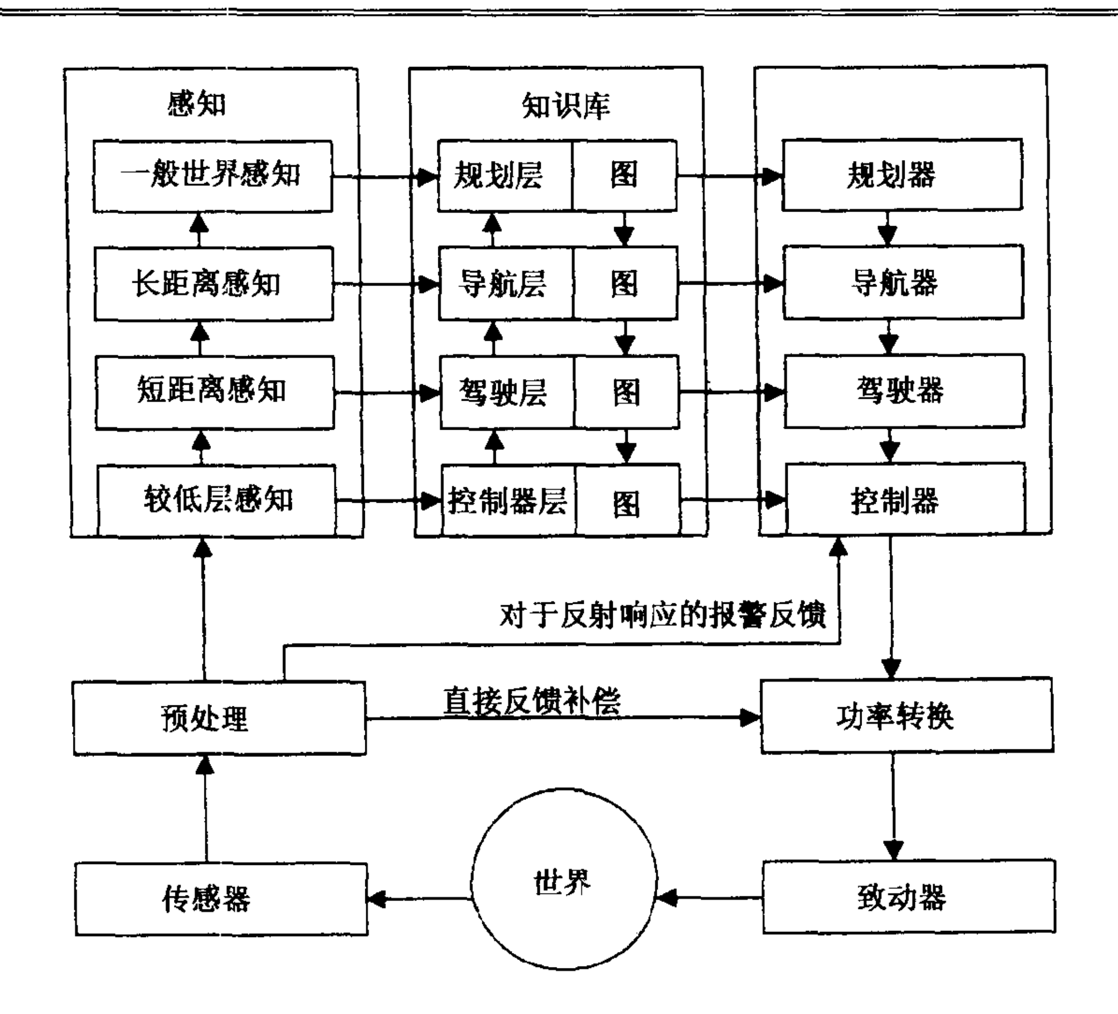


图 8-16 具有四层分辨率的自主控制系统的结构

操作实际上由所在层的分辨率决定。相应地,偶然事件可能成为想像过程的结果。

基于先前行为的历史,可以将预测理解为对将来状态的判断,并建立知识库中新的成分-连续行为模式的知识,这些行为模式可以变成独立的实体,并很容易与知识库的结构结合起来。例如,对于先前运动的研究结果的"报告者"提供了每一个划分层的决策。

8.8.5 偶然事件

显然,可以推测控制子系统的作用是补偿,因此初始信息的不确定性和损失函数公式的不一致性不能降低对以似合理的形式输送给控制系统的理想控制结果的期望。在这一层中对不断修正的

知识库的明确说明反映在对规划与控制之间的任何中间阶段的明确说明中。

必须将由规划获得的(或由持续导航获得的)偶然运动轨迹作为可选控制任务集合,并作为控制器的输入。这样,规划的结果越好(即在规划阶段,不确定性处理的越好,预规划轨迹与潜在的最优控制轨迹越接近),在规划－控制分类底部的经典控制器的补偿越容易起作用。在文献[23,154～156,39]中描述了具有分类知识库的嵌套控制器中所有这些过程的作用,这里的分类知识库由传感器不断地修正。

8.8.6 计算机结构

分类嵌套控制理论不仅产生了自主运动仿生系统认知控制器的概念结构,还给出了一些更适合自主控制的计算机结构以及处理用已有构件集成系统的技术。这些结构之一如图 8－16 所示,它给出了一个具有四层分辨率的例子。

第九章　进化算法与人工生命

9.1　生物进化

生物自从在地球上诞生以来，就开始了漫长的生物进化历程，低级、简单的生物类型逐渐发展为高级、复杂的生物类型。这一过程已经由古生物学、胚胎学和比较解剖学等方面的研究工作所证实。生物进化的原因至今有着各种不同的解释，其中被人们广泛接受的是达尔文的自然选择学说。

自然选择学说认为，生物要生存下去，就必须进行生存斗争。生存斗争包括种内斗争、种间斗争以及生物跟无机环境之间的斗争三个方面。在生存斗争中，具有有利变异的个体容易存活下来，并且有更多的机会将有利变异传给后代；具有不利变异的个体就容易被淘汰，产生后代的机会也少得多。因此，凡是在生存斗争中获胜的个体都是对环境适应性比较强的。达尔文把这种在生存斗争中适者生存，不适者淘汰的过程叫做自然选择。达尔文的自然选择学说表明，遗传和变异是决定生物进化的内在因素。遗传是指父代与子代之间，在性状上存在的相似现象。变异是指父代与子代之间以及子代的个体之间，在性状上或多或少地存在的差异现象。在生物体内，遗传和变异的关系十分密切。一个生物体的遗传性状往往会发生变异，而变异的性状有的可以遗传。遗传能使生物的性状不断地传给后代，因此保持了物种的特性，变异能够使生物的性状发生改变，从而适应新的环境而不断地向前发展。

生物的各项生命活动都有它的物质基础，生物的遗传与变异也是这样。根据现代细胞学和遗传学的研究得知，遗传物质的主

要载体是染色体,染色体主要是由 DNA(脱氧核糖核酸)和蛋白质组成,其中 DNA 又是最主要的遗传物质。现代分子水平的遗传学研究又进一步证明,基因是有遗传效应的片段,它储存着遗传信息,可以准确地复制,也能够发生突变,并可通过控制蛋白质的合成而控制生物的性状。生物体自身通过对基因的复制和交叉,即基因分离、基因自由组合和基因连锁互换的操作使其性状的遗传得到选择和控制。同时,通过基因重组、基因变异和染色体在结构和数目上的变异产生丰富多采的变异现象。需要指出的是,根据达尔文进化论,多种多样的生物之所以能够适应环境而得以进化,是和上述的遗传和变异生命现象分不开的。生物的遗传特性,使生物界的物种能够保持相对稳定;生物的变异特性,使生物个体产生新的性状,以至于形成了新的物种,推动了生物的进化和发展。

9.2　进化算法

9.2.1　概述

从 20 世纪 40 年代起,生物模拟就构成了计算机科学的一个组成部分,像早期的自动机理论,就是假设机器是由类似于神经元的基本元素组成,它向人们展示了第一个自复制机模型。这些年来诸如机器能否思维、基于规则的专家系统是否能胜任人类的工作,以及神经网络能否使机器具有看和听的功能等有关生物类比的问题已成为人工智能关注的焦点。最近生物计算在机器昆虫和种群动态系统模拟上所取得的成功激励越来越多的人们致力于人工生命领域的研究。当今,计算机科学家和分子生物学家已开始携手进行合作研究,生物类比也得到了更为广泛的应用。

自然界生物体通过自身的演化就能使问题得到完善的解决。这让最好的计算机程序也相形见拙。计算机科学家为了某个算法可能要耗费数月甚至几年的努力,而生物体则通过进化和自然选

择这种非定向机制来达到目的。

近 30 年的不断研究和应用已经清楚地表明了模拟进化的搜索过程可以产生鲁棒的计算机算法,虽然这些模型还只是自然界生物体的粗糙简化。进化算法就是基于这种思想发展起来的一类随机搜索技术,它们是模拟由个体组成的群体的集体学习过程。其中每个个体表示给定问题搜索空间中的一点。进化算法从任一初始的群体出发,通过随机选择(在某些算法中是确定的)、变异和交叉(在某些算法中被完全省去)过程,使群体进化到搜索空间中愈来愈好的区域。选择过程使群体中适应性好的个体比适应性差的个体有更多的复制机会,交叉算子将父代信息结合在一起并将它们传到子代个体,变异在群体中引入了新的变种。

在计算机科学中,进化实质上是一种优化处理过程;但这种过程与传统的优化方法不同,传统的优化方法都是用代价函数来衡量动作的行为从而通过选择一个好的动作使操作的对象得到优化;绝大多数典型的优化方法是通过计算代价函数的梯度值或高阶统计值进行优化的,一般情况下,这类方法只能得到局部极优值,并且容易受到随机干扰的影响。而进化的方法符合达尔文"适者生存"和随机信息交换思想,既消除解中不适应因素,又利用了原有解中的知识,从而使优化过程加快,最终获得全局极优解。

进化算法具有如下特点:

(1)个体(候选解)是选择操作的主要目标;

(2)变异操作是一种偶然现象,即变异以很小的概率进行;随机处理在进化中起着主要作用;

(3)种类的改变主要由交叉和变异得到;

(4)新种是从旧种开始,经历突变、自然选择和隔离等过程的渐次分化得到;种类的延续不是完全连续的;

(5)不是所有种类的改变都是自然选择的结果;

(6)种类的进化是适应其环境的结果,并且是多种多样的;

(7)在进化的过程中,具体选择哪一个个体或种类不是确定性的。

进化算法的大致过程可用图9-1描述。其中,初始种群是针对具体问题随机设定的;评价操作是根据预先定义的一个评价函数来计算当前种群(当前代)中各个个体(候选解)在环境中的“适应度”;产生机制的功能是通过选取一些进化方法(如选择、交叉和变异)从当前种群中产生出新的个体;接着的操作就是从当前种群和新产生的个体中得到下一代种群;这就完成了一次进化;最后,算法的终止条件是当前种群中存在某个候选解满足要求或允许进化的时限已到。在这个过程中,选取不同的进化方法决定了进化算法的不同种类。

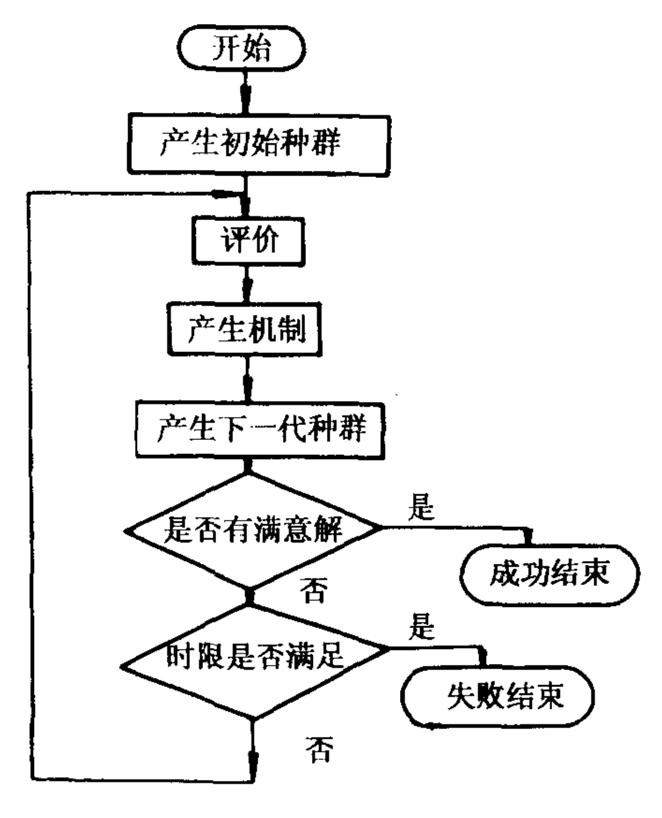


图9-1　进化算法的过程

目前研究的进化算法主要有三种典型的算法:遗传算法、进化规划和进化策略。尽管它们之间很相似,但历史上这三种算法是彼此独立发展起来的。遗传算法由美国J. Holland创建,后由K. De Jong, J. Grefenstette, D. Goldberg和L. Davis等人进行了改进;进化规划最早由美国的L. J. Fogel, A. J. Owens和M. J. Walsh提出,最近又由D. B. Fogel进行了完善;进化策略是由德国的I. Rechenberg和H. P. Schwefel建立的。

群体搜索策略和群体中个体之间的信息交换是进化算法的两大特点。它们的优越性主要表现在:首先,进化算法在搜索过程中不容易陷入局部最优,即使在所定义的适应度函数是不连续的,非规则的或有噪声的情况下,它们也能以很大的概率找到全局最优

解;其次,由于它们固有的并行性,进化算法非常适合巨量并行机;再者,进化算法采用自然进化机制表现复杂的现象,能够快速可靠地解决非常困难的问题;此外,由于它们容易介入到已有的模型中并且具有可扩展性,以及易于同别的技术混合等因素,进化算法目前已经在最优化、机器学习和并行处理等领域得到了越来越广泛的应用。

下面首先给出三种进化方法的统一的描述框架,然后在此统一的框架下对三种类型的进化算法进行描述和比较,最后对进化算法中交叉和变异的相对重要性问题进行讨论。

9.2.2 进化算法的总框架

首先给出一些符号表示。$f: R^n \to R$ 记为被优化的目标函数,不失一般性,这里考虑函数最小化问题;适应度函数为 $\Phi: I \to R$,其中 I 是个体的空间,一般不要求个体的适应值与目标函数值相等,而 f 是 Φ 的变量,$\alpha \in I$ 记为个体,$x \in R^n$ 为目标变量,$\mu \geq 1$ 记为父代群体规模;$\lambda \geq 1$ 为子代群体规模,即在每一代交叉和变异产生的个体数;在进化代 t,群体 $P(t) = \{a_1(t), \cdots, a_\mu(t)\}$ 由个体 $a_i(t) \in I$ 组成;$r: I^\mu \to I^\lambda$ 记为交叉算子,其控制参数集为 Θr;$m: I^\lambda \to I^\lambda$ 记为变异算子,其控制参数集为 Θ_m;这里 r,m 均指宏算子,即把群体变换为群体,把相应作用在个体上的算子分别记为 r' 和 m';选择算子 $S:(I^\lambda \cup I^\mu) \to I^\mu$ 用于产生一代父代群体,其控制参数集为 Θ_s;$\wedge: I^\mu \to \{T, F\}$ 记为停止准则,其中 T 表示真,F 表示假。

有了上面的符号表示,可以把一个进化算法形式描述为:

t = 0

初始化:$P(0) = \{a_1(0), \cdots, a_\mu(0)\}$

度量: $P(0) := \{\Phi(a_1(0)), \cdots, \Phi(a_\mu(0))\}$

while $(\wedge(P(t)) \neq T)$do

交叉: $P'(T) = \gamma_{\Theta\gamma}(P'(t))$

变异：$P''(T)=m_{\Theta m}(P'(t))$

度量：$P''(t):=\{\Phi(a''_1(0)),\cdots,\Phi(a''_\lambda(t))\}$

选择：$P(t+1)=(P''(t)\cup Q)$

t = t + 1

end

这里 $Q\in\{\phi,P(t)\}$是选择步中附加所考虑的个体集合。在这个进化算法的统一框架下，我们将分别论述遗传算法、进化规划和进化策略。给出每种算法的一个标准形式。关于进化算法的其他修改形式，读者可参考有关文献，我们这里就不加讨论了。

9.2.3 遗传算法

自从 Holland 提出遗传算法以后，De Jong 首先将遗传算法应用于函数优化，为这一应用奠定了基础。目前，人们将初期的遗传算法称为标准遗传算法并对其进行了大量的改进，使遗传算法应用于更广泛的领域。这些改进算法中有许多与我们下面将要讨论的标准遗传算法有很大的区别，以致使它们与别的进化算法的界限变得模糊不清。非标准的遗传算法主要有 D. Whitley 的 Genitor 系统、J. Grefenstette 的 Samuel 系统、L. Davis 的遗传算法、Z. Michalewicz 的进化程序、Koza 的遗传编程和 L. Eshelman 的 CHC 算法。

1. *表示法和适应值度量法*　标准遗传算法作用于确定长度的二进制位串上，即 $I=\{1,1\}^i$。对于伪布尔目标函数，这种表示法可以直接采用，为了解决函数优化的问题 $f:\prod_{i=1}^{n}[u_i,v_i]\rightarrow R(u_i<v_i)$一般是将位串分为 n 段，每段长度为 l_x，即 $l=nAl_x$，每段表示分量 $x_i\in[u_i,v_i]$的二进制代码。位段译码函数 $\Gamma^i:\{0,1\}^{i_x}\rightarrow[u_i,v_i]$的常见形式为：

$$\Gamma^i(a_{i1},\cdots,a_{i1_x})=u_i+\frac{r_i-u_i}{2_{i_x}-1}(\sum_{j=1}^{i_x}a_{ij}2^{j-1})$$

其中 $a_{i1},\cdots,a_{il_x}$ 记为个体 $a=(a_{11},\cdots,a_{nl_x})\in I^i$ 的第 i 段，把位段译码函数 Γ^i 组合成一个个体的译码函数 $\Gamma=\Gamma^1\times\cdots\times\Gamma^n$，则适应度函数可设置为 $\Phi(a)=\delta(f(\Gamma(a)))$，其中 δ 为比例变换函数，作用之一是确保适应值为正值并且最好个体的适应值最大，常见的比例变换有线性比例、幂比例和指数比例。还有一点需要强调的是，上面的表示法是为了使用标准遗传算法求解连续优化问题而设计的一种特殊表示法，基于二进制代码的其他表示形式可使标准遗传算法应用到许多不同的问题领域。

2. 变异　在标准遗传算法中，变异一般被看作为辅助算子，它作用在位串上，以较小的概率 P_m 随机地改变串上的每一位（即相应位上的 0 变为 1，或是 1 变为 0）。变异概率 P_m 的值一般取为 0.001 到 0.01 之间，它不依赖目标变量的维数和位串的总长。个体 $(S_1,S_2,\cdots,S_l)$ 经变异算子 $m'_{\{P_m\}}$ 作用后变为，$(S'_1,S'_2,\cdots,S'_l)$，其中：

$$S_l'=\begin{cases}S_i & \theta_i>P_m\\ 1-S_i & \theta_i\le P_m\end{cases}\qquad \forall i\in\{1,2,\cdots,l\}$$

这里 θ_i 是 0 与 1 之间的均匀随机数，对串上的每一位都要重新采样。

3. 交叉　在标准的遗传算法中，交叉算子是主要的遗传算子，它把两个不同个体上的有用段组合在一起，交叉 $r':I^\mu\to I^\lambda$ 也是作用在位串上，以概率 P_c 对两个个体进行交叉的作用范围一般是 [0,6,1,0]。两个父代个体 $S=(S_1,\cdots,S_l)$，$V=(V_1,\cdots,V_l)$ 被随机地从群体中选择进行交叉，产生的两个子代个体为：

$$S'=(S_1,\cdots,S_{h-1},S_h,V_{h+1},\cdots,V_l)$$
$$V'=(V_1,\cdots,V_{h-1},V_h,S_{h+1},\cdots,S_l)$$

其中交叉点为 1 到 l 之间的均匀随机整数。这种交叉算子称为一点交叉算子，通过选择更多的交叉点并交替地交换交叉点之间的位段可以把一点交叉算子扩展到 m 点交叉算子。另外还有一些

形式的交叉算子,如均匀交叉算子,它把两个父代位串上的每一位都执行一个随机判定来决定是否交换信息。事实上,目前既没有明确的理论也没有可靠的试验证据来决定哪一种交叉是最适当的,虽然已有一些试图解决这一问题的研究成果。

4. 选择　标准的遗传算法采用的是一种依据概率选择的选择算子 $S:I^{\mu}\rightarrow I^{\mu}$,个体 a_i 的选择概率由它的相对适应值给出

$$P_s(a_i)=\frac{\Phi(a_i)}{\sum_{j=1}^{\mu}\Phi(a_j)},\qquad \forall i\in\{1,2,\cdots,\mu\}$$

按照这个概率分布选取 μ 个个体产生下一代父代群体。显然这个选择算子对出现负适应值情形或最小化任务不适用,此时要采用适应值比例变换。

综上所述,一个标准的遗传算法可以描述为:

t = 0

初始化 $P(0)=\{a_1(0),\cdots,a_{\mu}(0)\}\in I^{\mu}$,其中 $I=\{0,1\}^{l}$

度量: $P(0):\{\Phi(a_1(0)),\cdots,\Phi(a_{\mu}(0))\}$,

其中 $\Phi(a_k(0))=\delta(f(\Gamma(a_k(0))))$

while $(\wedge(P(t)\neq T))$do

交叉:$a'_K(t)=r'_{\{P_c\}}(P(t)),\forall K\in\{1,2,\cdots,\mu\}$

变异:$a''_K(t)=m'_{\{P_m\}}(a'_K(t)),\forall K\in\{1,2,\cdots,\mu\}$

度量:$P''(t)=\{a''_1(t),\cdots,a''_{\mu}(t)\}:\{\Phi(a''_1(t)),\cdots,\Phi(a''_{\mu}(t))\}$

$\Phi(a''_K(t))=\delta(f(\Gamma(a''_K(t))))$

选择:$P(t+1)=S(P''(t))$

t = t + 1

end

9.2.4　进化规划

60 年代中期,L.J.Fogel 等人为有限状态机的演化提出了进

化规划来求解预测问题。这些机器的状态变换表是通过在对应的离散、有界集上进行均匀随机变异来修改。进化规划根据被正确预测的符号数来度量适应值。通过变异,父代群体中的每个机器产生一个子代,父代和子代中最好的那一半被选择生存下来。基于正态分布变异,D.B.Fogel将进化规划也被扩展到解实值问题。

1.*表示法和适应值度量* 进化规划先是假设一个有界子空间 $\prod_{i=1}^{n}[u_i, v_i] \subset R^n$,,其中 $u_i < v_i$ 之后搜索区域被扩展到 $I = R^n$,即个体为目标变量向量,$a = x \in I$,进化规划把目标函数值通过比例变换到正值,同时加入某个随机改变 θ 来得到适应值 $\Phi(a) = \delta(f(x), \theta)$,其中 δ 是比例函数。

2.*变异* 标准进化规划采用的是高斯变异算子,它把个体 x 的每个分量 x_i 作用一个标准偏差,标准偏差值取为适应值 $\Phi(a) = \Phi(x)$的一个线性变换的平方根,即 $m'(x) = x'$,其中

$$x'_i = x_i + \sigma_i \cdot N_i(0,1)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\beta_i \cdot \Phi(x) + r_i}, \qquad \forall i \in \{1, 2, \cdots, n\}$$

其中 $N_i(0,1)$表示对每个下标 i 都重新采样且具有期望值为0、准偏差为1的正态分布随机变量,系数 β_i 和 r_i 是特定参数,一般将 β_i 和 r_i 置为1和0,此时 $x'_i = x_i + \sqrt{\Phi(x)} \cdot N_i(0,1)$。与进化策略和遗传算法不同的是在进化规划中完全没有交叉算子。

3.*选择* 在 μ 个父代个体每个经过一次变异产生 μ 个子代后,进化规划利用一种随机 q 竞争选择方法从父代和子代的集合中选择 μ 个个体,其中 $q \geq 1$ 是选择算法的参数,具体作用过程如下:对每个个体 $a_k \in P(t) \cup P'(t)$,其中 $P'(t)$是变异后的群体,从 $P(t) \cup P'(t)$中随机选取 q 个个体,把它们按适应值与 a_k 进行比较,计算出其中比 a_k 差的个体数目 W_k,并把 W_k 作为 a_k 的得分,$W_k \in \{0, \cdots, q\}$;在所有 2μ 个个体都经过了这个比较过程后,按得分 $W_i(i \in \{1, 2, 0, 2\mu\})$下降的顺序对个体排序;选择 μ 个具有最高得分 W_i 的个体作为下一代群体,更形式化地,我们有

$$W_i = \sum_{j=1}^{q} \begin{cases} 1, & if \quad \Phi(a_i) \le \Phi(a_{h_j}) \\ 0, & if \quad \Phi(a_i) \le \Phi(a_{h_j}) \end{cases}$$

$h_i \in \{1, \cdots, 2\mu\}$为均匀整数随机变量，对每个比较要重新采样。因为最好的个体被置为最大适应值分数，从而最好的个体能够保证生存下来。

总之，在进化算法的一般框架下，进化规划可以描述为

t = 0

初始化：$P(0) = \{a_1(0), \cdots, a_\mu(0)\} \in I^\mu$

度量： $P(0): \{\Phi(a_1(0)), \cdots, \Phi(a_\mu(0))\}$,

其中 $\Phi(a_k(0)) = \delta(f(x_k(0)), \theta_k)$

while $(\wedge(P(t)) \ne T)$do

变异：$a'_k(t) = m'(a_k(t))$, $\forall K \in \{1, 2, \cdots, \mu\}$

度量：$P'(t) = \{a'_1(t), \cdots, a'_\mu(t)\}: \{\Phi(a'_1(t)), \cdots, \Phi(a'_\mu(t))\}$

其中 $\Phi(a'_k(t)) = \delta(f(x'_k(t)), \theta_k)$

选择：$P(t+1) = S_{\{q\}}(P(t)) \cup P'(t))$

t = t + 1

end

9.2.5 进化策略

进化策略的研究始于1964年，当初主要是用于试验处理流体动力学问题，如弯管形态优化。在ES的发展中，Rechenberg和Schwefel作出了重要贡献：Rechenberg对称为(1+1)-ES的进化策略发展了收敛速度理论，(1+1)-ES是一个简单变异选择机制，它每代通过高斯变异作用在一个个体上来产生一个子代。Rechenberg还首先提出了$(\mu+1)$-ES，这个策略是将$(\mu>1)$个个体经过选择形成的一个子代替换掉变异后最差的父代个体。Schwefel在此基础上提出$(\mu+\lambda)$-ES和(μ,λ)-ES，前者是针

对多父本和子本的,在算法过程中,μ 个父本产生 λ 个子本,这 $\mu+\lambda$ 个候选解同时参加竞争并适者生存(一般生存数目为 μ);后者也是针对多父本和子本的,在算法过程中,μ 个父本产生 λ 个子本,但只有这 λ 个候选解竞争,然后父本被完全取代,也即每个候选解的生命期只限在当前一代。这两种策略(尤其是后者)在进化策略中占据着重要的地位。

下面我们将描述它们最一般的形式。

1. 表示法和适应值度量　在进化策略中,搜索点是 n 维向量 $X\in R^n$,个体的适应值等于其目标函数值,即 $\Phi(a)=f(x)$,其中 x 是个体 a 的目标变量部分。此外,每个个体可以包括至多 n 个不同的方差 $C_{ii}=\sigma_i^2(i\in\{1,2,\cdots,n\})$ 和至多 $n(n-1)/2$ 个协方差,$C_{ij}(i\in\{1,\cdots,n-1\},j\in\{i+1,\cdots,n\})$,从而至多 $w=n(n+1)/2$ 个策略参数可以和目标变量组合在一起构成一个个体 $a\in I=R^{n+w}$;不过,一般只考虑方差,从而 $a\in I=R^{2n}$,有时甚至对所有目标变量只用一个共同的方差,这时 $a\in I=R^{n+1}$。

2. 变异　在进化策略中,全体 $a=\{x,\sigma\}$ 在变异算子作用下变为 $a'=\{x',\sigma'\}$,其中

$$\sigma_i'=\sigma_i\cdot\exp(\tau'\cdot N(0,1)+\tau'\cdot N_i(0,1))$$

$$x_i'=x_i+N(0,\sigma_i'),\qquad i=1,\cdots,n$$

其中 $N(0,1)$ 表示具有期望值为 0,标准偏差为 1 的正态分布随机变量,τ 和 τ' 是算子集参数,分别定义整体和个体步长。

3. 交叉　在进化策略中,交叉算子 $r':I^{\mu}\rightarrow I$ 可以按下列方式产生一个个体:

$$X_i'=\begin{cases}X_{s,i} & \text{无交叉}\\ X_{s,i}\text{或}X_{T,i} & \text{直接交叉}\\ X_{s,i}+\theta(X_{T,i}-X_{s,i}) & \text{加权平均交叉}\end{cases}$$

下标 S 和 T 指从 $P(t)$ 中随机选取的两个父代个体,$\theta\in[0,1]$ 为均匀随机变量。

4. 选择　在进化过程中,选择是按完全确定的方式进行。

(μ,λ) - ES 是从 λ 个子代个体集中选择 $\mu(1\leq\mu\leq\lambda)$ 个最好的个体；$(\mu+\lambda)$ - ES 是从父代和子代个体的并集中选择个最好的个体。虽然 $(\mu+\lambda)$ - ES 保留最优的个体能保证性能单调提高，但这种策略不能处理变化的环境，因此，目前选用最多的还是 (μ,λ) - ES，研究表明比率 $\mu/\lambda\approx 1/T$ 是最优的。

从上面的讨论，我们可以得到 $(\mu+\lambda)$ - ES 和 (μ,λ) - ES 的形式描述：

t = 0

初始化：$P(0)=\{a_1(0),\cdots,a_\mu(0)\}\in I^\mu$

度量：　$P(0):\{\Phi(a_i(0)),\cdots,\Phi(a_\mu(0))\}$，

　　其中 $\Phi(a_K(0))=f(x_K(0))$

while　$(\wedge(P(t))\neq T)$　do

　　交叉：$a'_K(t)=r'(P(t))$，　$\forall K\in\{1,2,\cdots,\lambda\}$

　　变异：$a''_K(t)=m'(a'_K(t))$，　$\forall K\in\{1,2,\cdots,\lambda\}$

　　度量：$P''(t)=\{a''_1(t),\cdots,a''_\lambda(t)\}:\{\Phi(a''_1(t)),\cdots,\Phi(a''_\lambda(t))\}$

　　　其中　$\Phi(a''_K(t))=f(x''_K(t))$

　　选择：$P(t+1)=if(\mu,\lambda)$ - ES

　　　then　$S_{(\mu,\lambda)}(P''(t))$

　　　else　$S_{(\mu+\lambda)}(P(t))\cup P''(t))$

t = t + 1

end

在 ES 中，候选解的各个部分不像在 GA 中被认为是基因信息，而被看作是染色体行为的特性；其连结的性态是不确定的，不管遗传变换发生了什么，特性的改变(即候选解的各个组成部分的变化)只依赖于高斯变量。

总之，ES 与 EP 相比，有两个主要的区别：

(1)ES 着重于确定性的选择，而 EP 着重于种群中的竞争选择；

(2)ES 将个体类比为编码结构，而 EP 是将种群类比为编码

结构;所以,ES 用选择操作产生新的候选,而 EP 则不。

例如,有一实数函数:$F(x): R^n \rightarrow R$,要求一 n 维向量 X,使 $F(x)$ 极小。

设 $X=(x_1,x_2,\cdots,x_n)$,以 $n=3$,$F(x)=\sum_{i=1}^{n}x_i^2$ 为例,解决的方法是:设种群规模 $N=30$,初始随机设定 30 个父本,假设 $x_i \in [-5.12,5.12]$,采用(1+1)-ES,让一个子本只有一个父本产生,产生规则是:

$$x'_i = x_i + N(0,\sigma), \quad \sigma = \alpha e/n^2$$

其中 α 为一比例常数(此例中取 1),e 为父本的误差。

每代中只保留 30 个最好的向量作为下一代的父本。算法可以很快地收敛到唯一的全局极优点。图 9-2 显示出最优向量的优化率。

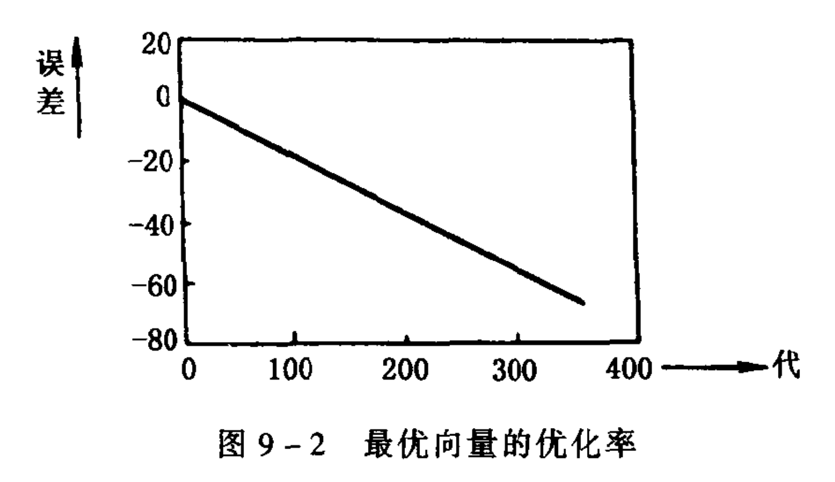


图 9-2 最优向量的优化率

9.2.6 交叉和变异的关系

进化算法研究领域中主要有争议的问题之一是,遗传算法中是变异还是交叉重要。进化规划和进化策略学派都强调变异算子的重要性,并将它作为主要的遗传算子,近来的研究也证实变异算子非常有效,D.Fogel 继续 L.Fogel 的早期工作,他强烈地声称:在一般意义上,交叉并不优于变异。

在另一方面,遗传算法学派坚信交叉是更有效的算子,在分析

交叉和它对性能影响上作了大量的工作,这些研究几乎都认为变异是辅助算子,是次要的,最近 Schaffer 和 Eshelman 在实验中比较了变异和交叉得出结论:仅有变异并不总是足够的。

遗憾的是,实验上的比较经常是有争议的,并可能误入歧途,人们有必要从理论上彻底解决这一问题。Spears 从定义交叉和变异的两个潜在作用——分裂(disruption)和构造(construction)出发,考虑它们在执行这两个作用上的差异,研究结果表明:对于分裂,变异比交叉有效,对于构造,交叉比变异有效。

关于变异和交叉相对重要性的问题,可以在更高的层次上来看待,变异用于群体中产生随机多样性,而交叉相当于一个加速器,由部分加速构成整体行为,从而原来的问题就转化为多样性和构造的相对重要性。对于遗传算法,这也与探测(exploration)和开发(exploitation)之间权衡有关。多样性和构造的相对重要性是解答 Holland 体系和 Fogel 体系之间差异的关键。特别地,Fogel 等人怀疑交叉的重要性,他们不相信自然选择会选择个别的特性或特性的组合,交叉被看成是第三位的因素,因为在自然中它似乎不经常出现。

当然,这不一定表明交叉对我们希望求解的问题没用。变异和交叉都不该轻易地提倡和舍弃;每个算子在搜索中起着不同的作用。对于一个问题事先确定哪个算子更重要很难。为得到好的性能在探测和开发之间达到适当的平衡依赖于群体中多样性的数量,应用遗传算法的方式以及所要达到的目标。

总之,标准变异和交叉只是更一般的探测算子的两种方式,现今在交叉和变异之间的区分是否必要尚不清楚。无论如何,设计更一般的算子将是一条可行之路。

9.2.7　小结

模拟自然进化过程可以产生鲁棒的计算机算法——进化算法。我们在一个统一的框架下对遗传算法、进化规划和进化策略

进行了比较,可以发现三种算法既有许多相似之处,同时又有很大不同。进化规划和进化策略都把变异作为主要的搜索算子,而标准的遗传算法中,变异只处于次要地位;另一方面,交叉在标准遗传算法中起着重要作用,而在进化规划中被完全省去,在进化策略中与自适应结合在一起使用非常重要。另外,标准遗传算法和进化规划都强调随机选择机制的重要性,而从进化策略的角度看,选择是完全确定的,没有合理的根据表明随机选择原则的重要性。进化规划和进化策略确定地把某些个体排除在被选择之外,而标准遗传算法一般对每个个体都指定一个非零选择概率。

目前进化算法研究领域中还存在一些有争议的问题,某些非常不同的、有时甚至成对照的设计原则被不同的研究学派所强调。因此,将来研究的一个明确目标将是探明这一事实的原因,从而为设计新的和更好的进化算法找出一般的原则。

9.3 神经网络的进化

遗传算法(GA)的出现使神经网络的训练有了一个崭新的面貌,目标函数既不要求连续,也不要求可微,仅要求该问题可计算,而且它的搜索始终遍及整个空间,因此容易得到全局最优解。本节将以训练 BP 网络为例来说明用遗传算法优化神经网络的思想与方法,其它神经网络的优化也可类似处理。

BP 模型是目前应用最广泛的一种学习算法,在 PDP 小组提出的 BP 模型中,网络分为输入层、隐层和输出层。隐层可以有一层或多层,节点的作用函数选 S 型函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

或

$$f(x) = \frac{1}{2}(1 + \mathrm{th}(\sigma / x_0))$$

其中,σ 为对应节点的输入。

输出节点和隐节点的输出为:

$$\delta_{pj} = (T_{pj} - O_{pj}) \cdot f'(net_{pj})$$

$$\delta_{pi} = f'(net_{pj}) \cdot \sum_k (\delta_{pk} W_{kj})$$

算法学习过程如图 9-3 所示。

用遗传算法优化神经网络,可以使得神经网络具有自进化、自适应能力,从而构造出进化的神经网(ENN),它主要包括三个方面:①连结权的进化;②网络结构的进化;③学习规则的进化。

9.3.1 神经网络连结权的进化

神经网络连结权的整体分布包括着神经网络系统的全部知识,传统的权值获取方法都是采用某个确定的权值变化规则,在训练中逐步调整,最终得到一个较好的权值分布,BP 网络的学习过程正是如此。这就可能由于算法的缺陷和导致不满足问题的要求,如训练时间过长,甚至可能因陷入局域极值而得不到适当的权值分布,如果用遗传算法来优化连结权,可望解决这个问题。

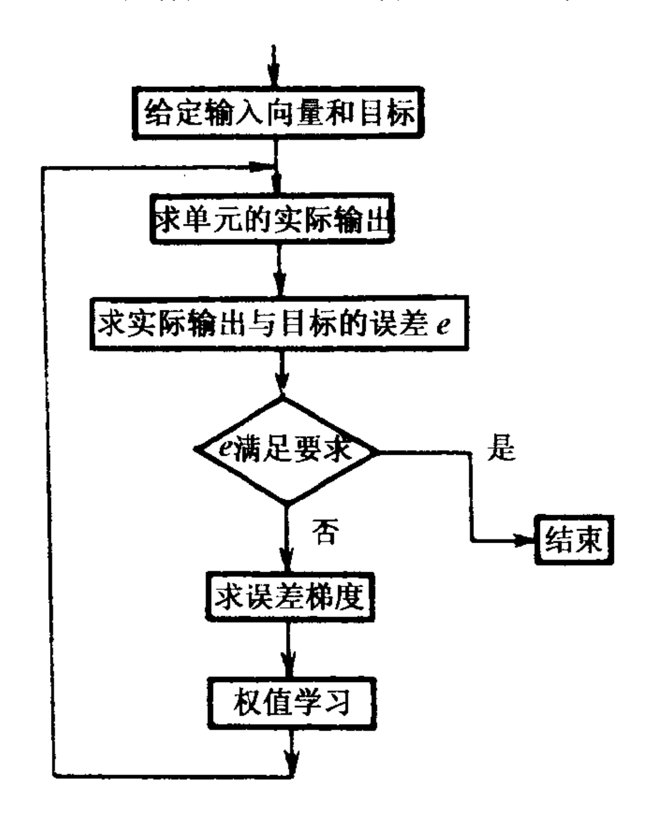


图 9-3　BP 网络学习过程

用遗传算法优化神经网络连结权的过程如下:

a. 随机产生一组分布,采用某种编码方案对该组中的每个权值(或阈值)进行编码,进而构造出一个个码链(每个码链代表网络的一种权值分布),在网络结构和学习规则已定的前提下,该码链就对应一个权值和阈值取

特定值的一个神经网络。

b.对所产生的神经网络计算它的误差函数,从而确定其适应度函数值,误差越大,则适应度越小。

c.选择若干适应度函数最大的个体,直接遗传给下一代。

d.利用交叉和变异等遗传操作算子对当前一代群体进行处理,产生下一代群体。

e.重复(b.)、(c.)、(d.),使初始确定的一组权值分布得到不断的进化,直到训练目标得到满足为止。

1. *编码方案* 对网络中的权值和阈值进行编码主要有两种方法:一是采用二进制编码方案;另一是实数编码方案。

(1)二进制编码方案。二进制编码是常见的一种编码方案。在这种方案中,每个权值都用一定长的0/1串表示,阈值被看作是输入为-1的连结权。例如,若所有的权值都在-127~+128之间,则可以用8位0/1串完全表示。假设网络的连结性质已经确定,而每个连结权均在某一预先定义的限定范围内变化,那么各连结权的字符串表示值和实际值之间有如下关系:

$$W_l(i,j) = W_{\min}(i,j) + \frac{\text{binreplace}(t)}{2^l - 1}[W_{\max}(i,j) - W_{\min}(i,j) + 1]$$

其中,binreplace(t)是由 l 为字符串所表示的二进制整数,[$W_{\min}(i,j)$, $W_{\max}(i,j)$]为各连结权的变化范围。然后,将所有权值对应的0/1串级联在一起,得到的一个很长的二进制字符串就代表着网络的一种权值分布。表9-1给出了二进制编码的一种方案。

(2)实数编码方案。在这种方案中,每个连结权值直接用一个实数表示。一个网络权值分布用一组实数来表达,遗传操作在两组实数上进行。显然,这时一般的遗传操作算子不能直接使用了,数字的改变只能通过偶尔的变异实现。

(3)两种编码方案的特点。二进制编码方案的优点是它非常简单、通用。一般的遗传操作算子诸如交叉和变异都可以直接使

用,而不必专门设计其它复杂的操作算子,其缺点有:

a.可测量性不强,不直观;

b.精度不高:因为权值是实数型,若将它们用二进制数编码实际上是用离散值来尽量逼近权值本身,这就有可能导致因某些实数权值不能近似表达而使网络的训练失败。

c.字符串不能太长或太短:太长将导致遗传算法训练的解空间过大,算法需要花费很长时间才能得到最优解,而太短则使精度不高。

实数编码方案的优点是它非常直观,且不会出现精度不够的情况,但它的缺点也很明显,虽然对某些问题不一定都必要,但有些问题可能需要设计专门的遗传算子。

表 9-1　8 位二进制数编码方案

权值	二进制编码	权值	二进制编码
-127	00000000	0	01111111
-126	00000001	1	10000000
-125	00000010	·	·
-124	00000011	·	·
·	·	·	·
·	·	125	11111100
·	·	126	11111101
-2	01111101	127	11111110
-1	01111110	128	11111111

2. *适应度函数的确定*　确定适应度函数可以通过计算网络的误差,并认为误差大的网络其适应度函数值就小,从而得到适应度函数。例如可设适应度函数为:$F = C - e$,其中,C 是一常数,e

为误差(真实输出与计算输出之间的差距);又如,可设 $F = C - E$,其中 E 为能量函数。

适应度函数除了与误差函数有关外,还与进化的时间和网络的复杂度相关联。

3. 遗传操作　遗传操作的目的是利用选择、交叉和变异等遗传操作算子使由诸神经网络个体组成的种群由上一代向下一代进化,其方法和简单遗传算法中的遗传操作类似。有时也需要设计专门的操作算子。

4. 混合训练神经网络　将基于遗传算法的遗传进化和基于梯度下降的反传训练结合,就称为神经网络的混合训练,这种训练取两种方法的各自特点。

(1)基于遗传算法的遗传进化方法可以在一复杂的、多峰的、非线性及不可微的空间中实现全局搜索,它不需要有关误差函数梯度的信息,这在很难获取这些信息的情况下具有独特的优点。另一方面,它不需考虑误差函数是否可靠,从而可以在误差函数中增加某些惩罚项,以提高网络的通用性,同时降低网络的复杂度。不过,当在训练过程中容易获取梯度信息时,基于遗传算法的进化方法在速度上就未必优于 BP 算法或其它基于梯度的训练算法了。

(2)遗传算法和 BP 算法的结果都对训练过程中用到的算法参数很敏感,BP 算法的结果同时还依赖于网络的初始状态。

(3)遗传算法擅长全局搜索,而 BP 算法在用于局部搜索时显得比较有效。

所以,将遗传算法与 BP 算法结合,进行神经网络的混合训练是一可行的途径。首先用遗传算法方法对初始权值分布进行优化,在解空间中定位出一个较好的搜索空间;然后采用 BP 算法在这个小的解空间中搜索出最优解。一般情况下,混合训练的效率和效果比单独用遗传算法进化方法或用 BP 训练方法的结果要好。

9.3.2 神经网络结构的进化

神经网络的结构包括网络的拓扑结构即网络的连结方式和节点转换函数两部分。结构的优劣对网络的处理能力有很大影响，一个好的结构应能圆满解决问题,同时不允许冗余节点和冗余连结的存在。不幸的是,神经网络结构的设计基本上还依赖于人的经验,尚没有一个系统的方法来设计一个适当的网络结构。目前，人们在设计网络结构时,或干脆预先确定,或采用递增或递减的探测方法。递增式探测方法是:从一很小的网络结构(最小数目的隐层、节点和连结权)开始,在训练过程中,根据特定问题的需要,逐渐增加结构的各个部分,直至找到能解决问题的网络结构为止;递减式探测方法与递增式探测方法正好相反。用遗传算法来进化神经网络结构步骤是:

a.随机产生 N 个结构,对每个结构编码,每个编码个体对应一个结构;

b.用许多不同的初始权值分布对个体集中的结构进行训练;

c.根据训练的结果或其它策略确定每个个体的适应度;

d.选择若干适应度值最大的个体,直接继承给下一代;

e.对当前一代群体进行交叉和变异等遗传操作,以产生下一代群体;

f.重复(b)~(e),直到当前一代群体中的某个个体(对应着一个网络结构)能满足要求为止。

一般情况下,结构即指拓扑结构,所以下面就针对网络的拓扑结构进行讨论。

1. 结构描述　根据参加编码的结构信息的多少,结构的描述方法有两种:一种是采用直接编码模式;另一种是采用间接编码模式。

(1)直接编码模式。在这种编码模式中,网络结构的每个连结关系都编码成二进制串。其方法是用一 $N \times N$ 的矩阵

$C=(c_{ij})_{N\times N}$表示一个网络结构，其中 N 是网络的节点数，c_{ij}的值说明网络中节点之间是否有连结。$c_{ij}=1$ 表示两节点间存在连结；$c_{ij}=0$ 表示两节点间没有连结。事实上，当 c_{ij}取实数值时，c_{ij}就完整地表示出节点 i 与节点 j 之间的连结关系，即体现出两者之间有无连结，也说明了两节点之间连结的强度(即连结权)。这样，一个矩阵表示一个神经网络，级联矩阵的所有行(或列)所得到的一个二进制串，就对应一个神经网络结构。网络的约束(即此网络的特殊性)可以通过矩阵的特殊形式体现。例如，在前向式神经网络对应的矩阵中，只有矩阵的上三角有非零元素。

这种编码模式的优点是简单、直接。它特别适于进行小结构神经网络的进化；缺点是对大结构神经网络不适用。对大结构神经网络采用这种编码模式时，编码长度非常长，这将导致算法的搜索空间显著增大。改进的方法是利用领域知识来初始化矩阵，正像上面举例的前向式网络所示，由于前向式网络中后一层对前一层没有反馈，所以网络对应的矩阵中下三角都只能为“0”。

(2)间接编码模式。间接编码模式是编码有关结构的最重要的特性，如隐层数、每层的隐节点数、层与层之间的连结数等参数。这种编码模式可以显著缩短字符串长度，但导致进化规则的复杂。

2. **拓扑结构与转换函数同时进化** 神经网络结构包括网络的拓扑结构和节点转换函数两部分。目前，对神经网络结构进化的研究集中在网络拓扑结构的进化上，这时的节点转换函数是预先设定的。但选择一个适当的节点转换函数也是十分重要的，如同时将网络的拓扑结构和节点转换函数进行进化处理，则效果会更好。

9.3.3 神经网络学习规则的进化

学习规则在神经网络系统中决定了系统的功能。在以前的神经网络训练中，学习规则都是事先设定的，如 BP 网络用的是广义 δ 规则，未必完全合适。我们自然想到采用遗传算法来设计神经

网络中的学习规则，使之能适应问题和环境的要求。进化学习规则的过程可描述如下：

a.随机产生 N 个个体，每个个体表示一个学习规则；

b.构造一个训练集，其中的每个元素代表一个结构和连结权是随机设定的或预先确定的神经网络，然后对训练集中的元素分别用每一个学习规则进行训练；

c.计算每个学习规则的适应度；

d.根据适应度进行选择；

e.对每个被编码的学习规则(个体)进行遗传操作产生下一代个体；

f.重复(b)~(e)，直到达到目的为止。

1. **学习参数的进化**　在学习规则中有许多参数，这些参数用来调整网络的行为，比如学习率可以加快网络训练的速度。进化学习参数的方法有两种：

(1)在编码阶段，将学习参数和结构一同编码，然后对结构进化，同时进化了学习参数。如 BP 网络中决定初始权值和阈值大小的参数，在对网络结构编码时，可另加一参数子串，进化的过程与结构进化过程完全一致。

(2)假设网络结构已预先确定，只对参数编码优化。

2. **学习规则的进化**　这种进化的对象是学习规则本身或权值调整规则，它更能使进化后的网络适应动态环境。与进化连结权和结构不同，学习规则的进化针对的是 ENN 的动态行为。进化时的最大问题是如何将学习规则编码为字符串，其方法是：

【假设 1】学习规则对所有的连结都一致。

也就是说，所有的权值在改变时，都遵循同样的变化规则。现在的神经网络都遵循这一假设。

【假设 2】权值的改变只依赖于输入节点激活值、输出节点激活值、当前连结权值等局部信息。

【假设 3】学习规则是一线性函数。这时，学习规则可表示为

$$\Delta W(t)=\sum_{k=1}^{n}\sum_{i_1,\cdots,i_k=1}^{n}\left[\theta_{i_1},\cdots,\theta_{i_k},\prod_{j=1}^{k}x_{i_j}(t-1)\right]$$

其中，$x_1,\cdots,x_n$ 是局部信息；t 代表当前时刻；$\Delta W(t)$为权值的变化；所有的 θ 为由进化确定的参数。这样，如果预先确定局部信息，则编码时只对所有的 θ 及比例参数进行即可。

对学习规则的进化研究刚刚开始，这是一个非常有前途的研究领域。

9.4 人工生命

人工生命是用人工的方法模拟自然生命的特有行为，而基于遗传算法的进化模型是研究人工生命的基础理论之一，因此两者有着一定的关系。本节在讨论了人工生命的研究内容和方法以后，简单讨论人工生命进化模型的一些问题，然后着重讨论 L 系统的形态生成模型和博弈型人工生态系统，并通过对生命行为的模拟和对生物的动作原理的模拟来研究人工生命。

9.4.1 人工生命的研究内容和方法

1. 人工生命及其特征　人工生命是用计算机、精密机械等人工媒体所构造出的能生成自然生物系统特有行为的模拟系统。这里，“特有行为”主要指：

(1)自组织行为，即不是通过全局的整体控制，而是通过大量的非生命分子(也就是行为的各个构成部分)的相互作用而形成某种有序的行为。

(2)学习行为，即从生物进化过程的自适应现象中发现的自学习及其传播行为。

这两个“特有行为”又可以概括为“自律生成行为”。所谓“自律”(autonomy)，含有“自治”、“自我约束”之意，自律系统能够在复杂的外部环境中，自动地调整系统行为，甚至改变系统的结构。在

“调整”和“改变”过程中,学习到新的“知识”,使系统本身得到优化。如果是人工生命系统,则意味着系统得到进化,所以“自律生成行为”以自组织和学习为基本特征。由于各研究者所处研究领域不同,对人工生命的理解和研究方法也不相同。

从科学的角度和工程的角度来考察人工生命,又可以产生两个不同的研究层次。从科学的角度研究人工生命是“通过对生命现象的基本动力学加以抽象,进行生命科学的研究”。而从工程的角度出发则是“利用生命计算原理研究进化系统和自适应系统的构造方法”。本书侧重于后者。

人工生命的本质就是在人工系统上实现与生物一样的行为。这里的“系统”,由来自自律的个体集团构成,而个体之间的局部相互作用由简单规则的集合来控制。在这样的系统中,不存在全局范围的集团行为规范。人们观察到的复杂的高维动力学现象及其结构,具有“突现”性质(emergent property),也就是系统不能产生预先设定的性质。因为系统设计者虽然可以设定决定系统中各个个体行为的“局部规则”,但不能预先设定决定个体集团行为的“全面行为规则”。这种“突现”性质是由于低维的个体之间局部地相互作用,随着时间的发展而表现出来的。这种性质的产生过程表明,高维结构的“局部层次”,通过要求低维个体的的支撑而相互竞争、发展起来。这其中的突生结构,即所谓低维个体行为的组织化完成了极重要的任务。这种任务是通过不断地设定唤起低维个体局部规则而完成的,因此突生结构随时间而进化。

通过上述讨论,我们不难看到人工生命的一些明显特征:

a.人工生命是由单个个体的集团构成,集团中每个个体都只具有简单过程的行为;

b.人工生命系统既不存在全局控制过程,也不存在决定整体行为的规划;

c.个体的每个过程都包含与其他个体的交叉,反映了它对局部状态的影响;

d.系统能超过各过程范围产生比较高级的行为,并且有“突现结构与性质”。

人工生命的上述特征是所有生物共同具有的特征,这些特征隐含在自然生命现象之中。自然生命现象当然十分复杂,但概括起来,也可以发现它具有以下一些特征:

a.自增殖是生命产生的最基本特性,也是区别于非生命现象的主要特性之一;

b.新陈代谢是生命现象最重要、最基本的活动。它维持生命的存在;

c.生命的各部分相互依赖,有机地组成生命整体;

d.与环境相互作用,适应、改造环境,使生命得以生存和发展;

e.进化是生命存在与发展的具体过程,该过程使生命自身由低级到高级,由简单到复杂,不断演化,不断地完善。

由此看出,生命过程是运动过程。人工生命则是体现生命运动过程的模型化特征,因而它能反映出生命的一些特有行为。

2. 人工生命研究的内容与方法　如前所述,人工生命是用人工媒体产生自然生物的特有行为的系统。由于自然生命现象的多样性和复杂性,使得人工生命研究的内容也十分广泛。目前,人工生命还处于模型研究阶段,其主要内容有以下几个方面:

(1)基于遗传算法的进化模型;

(2)基于 L 系统的形态生成模型;

(3)基于博弈理论的人工生态模型;

(4)基于神经网络的学习模型;

(5)基于自动机理论的自增殖模型;

(6)并行分布式处理模型(如邻域模型、孤岛模型等);

(7)免疫系统模型。

上述问题中,遗传算法是进化模型的基本计算结构,是其他问题的研究基础。形态生成、学习、免疫系统等都是进化侧面的基本模型。

由于人工生命与人工智能密切相关，所以有人认为"人工生命形成了人工智能的基本框架结构"；还有人主张把人工生命与人工智能结合起来，通过研究突现(emergence)、进化(evolution)、共生(symbiosis)、多样性(diversity)、情动(motivation)等人工生命的关键课题来研究人工智能。考虑到人工生命的特征，我们在研究人工生命的上述内容时应考虑如下原则：

(1)采用自下而上的研究策略；

(2)采用局部控制，而不是全局控制；

(3)侧重简单行为而不是复杂行为；

(4)侧重突现行为而不是预先指定的行为；

(5)侧重实体集团模拟而不是个别实体模拟。

如果满足上述原则，则可以构划出人工生命研究的大体技术路线，它是一个封闭的环状路线，反映了如图 9-4 所示的局部与全局的相互依赖关系。该图表明，由局部行为构成全局动力学，再通过全局动力学形成局部环境，这种局部环境对局部行为产生影响，受影响的局部行为再次构成新的全局动力学……。如此循环反复，直至产生人们所期望的"生命特有行为"。

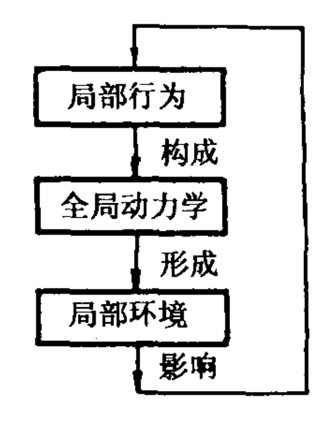


图 9-4　全局与局部的依赖关系

在上述原则基础上，可以从以下两个方面全面展开对人工生命的研究与开发：

第一，基于硬件的人工生命合成。

这里的"硬件"是指以计算机等信息处理设备为中心的硬件系统，利用这些系统产生生命行为的方法有两种：一是利用现有的信息处理机器和传动装置来构造能实现人工生命行为的系统(即仿生系统)；另一种方法是建立新的生物单元的生命系统，而这种新的生物单元是由实际生物体信息处理机构构成的生物高分子功能体(如免疫抗体、酵素、功能性组织等)。这种基于硬件的生命合成的研究的最终目标是设计出生物计算机，使其表现出人工生命的

所有特征和特有行为。

第二,基于软件的人工生命的合成。

这里的"软件"是指用来合成人工生命的计算机软件,它主要包含两个方面:一是基于实际的生物体模型,用计算机软件产生生命行为。这种生物体模型有脑神经系统中的神经网络,有遗传系统中的遗传算法等。由这些生物体模型抽取数理模型,再在计算机上模拟,以产生模仿生物体功能的人工生命行为。另一方面是基于动作原理(不存在实际生物体模型)的模拟。生命现象的基本原则是与物理上熵增大原则相反的一种程序化,或称为自律组织化,产生这种现象的原理就是混沌理论,而基于动作原理的方法就是利用混沌湍流中的分数维、散逸结构等来产生人工生命行为。总之,基于软件的人工生命合成方法很多,以致可能形成如图 9-5 所示的一种人工生命合成方法论。由图可知,这种人工生命合成方法论的最终目标是产生通用的生命行为理论,使人工生命的研究一般化、理论化。

9.4.2 遗传算法与人工生命进化模型

遗传算法的起源,与作为神经网络原型的感知机是同一时期。今年来,分子生物学发展迅猛,进展很大,带动了遗传信息科学的发展。在这种背景下,遗传学得到了更为深入的研究与扩展。目前,对于具有多峰性的复杂系统,利用遗传算法可以给出产生准最优解的实用的最优化方法,它主要应用在工程领域。

遗传算法采用符号序列来描述信息集合,然后通过一些遗传操作,如交叉(即符号序列的混合)、突然变异(生成符号序列的新的规则)、选择(选取最优符号序列)、淘汰(去除剩余符号序列)等,得到一些优化解。进一步,可以把上述遗传操作反复执行,以得到最优解。人工生命研究的重要内容之一就是进化现象,而遗传算法则是研究进化现象的重要方法之一。若把它与能够分析生命的个体或集团行为的博弈理论结合起来,则可进一步提高人工生命

对生态系统的适应性。因此，遗传算法是人工生命研究的重要理论基础之一。

这里，我们着重讨论人工生命的生成与进化模型和遗传算法关系比较密切的几个问题。为此我们先来看看人工生命的生成结构。

脑神经系统	功能结构模型	以生物体各功能模型的功能结构为基础建立模型，例如感知机、联想机等
	功能行为模型	对生物体的各功能模型所表现的生命行为建立模型，例如神经网络等
	行为生成原理模型	建立产生生物的生命行为的原理模型，例如自增殖单元自动机、L系统、混沌动力学等
	组织化实体的行为模型	对表现组织化实体的全体行为的各生命行为建立模型，例如博弈理论、遗传算法等
	通用生命行为理论	对生物体所具有的生命行为进行抽象扩展，形成一种通用的理论，这是人工生命研究的最终目标

图 9-5　人工生命合成方法论

表 9-2　人工生命的生成结构

生成结构	生成方法	例
生物体内部系统	建模法	神经网络、免疫网络等
	动作原理法	基于混沌、分形的组织化
生物体外部系统（实体集团系统）	建模法	遗传算法、博弈理论等
	动作原理法	伴有自组织化的分布式协调原理

人工生命的生成结构如表 9-2 所示。它主要分为两大类：一类是构成生物体的内部系统，主要包括生物体中的大脑、神经系统、内分泌系统、免疫系统、遗传系统、酵素系统、代谢系统等；另一

类是生物实体及其集团所表现的外部系统，主要包括生物实体集团对环境的适应系统和遗传进化系统等。因此，可以从生物内部和外部系统来获得各种各样的信息，用这些信息生成人工生命。就其生成方法来说也分为两种：一种是建模法，即先把由内部或外部系统获得的生命行为信息模型化，然后再由这些模型生成生命特有行为；另一种是动作原理法，即基于混沌、分形等原理的生成方法。混沌、分形原理可以用来描述生命行为的原理，因此生命行为是自律分布的非线性行为。

例如直接应用现代计算机技术的人工神经网络系统就是属于生物内部系统范畴的建模系统，而遗传算法则是属于生物外部系统范畴的建模系统。事实上，在神经网络信息处理中，其处理行为就包含着混沌现象。而遗传算法可以被认为是自律分布的并行处理方法。因此人工生命的产生就是从这样一些模型系统所表现出的各种各样生命固有行为出发，把它们的行为原理概括为一些基本算法，用这些算法来生成人工生命。

从以上讨论可以看出，遗传算法可以用来研究生物体外部系统（也就是实体集团系统）中生命行为规律，而这种规律往往表现出自律分布的并行特性。很自然地，人工生命的进化模型与遗传算法有着许多共同研究的问题，这里列举一、二。

1. *个体表现问题*　即使是表现相同行为时，某个体如何表现，要决定于该个体所属搜索空间的结构和大小。而这种搜索空间的结构，决定了所谓的"适应度地形"（即淘汰值曲面，该曲面与搜索策略二者决定了进化能力）。一句话，搜索空间和搜索策略决定了人工生命的进化能力。

与个体表现相关的问题还有传感器－致动器的进化能力。事实上，进化过程中如果没有视觉器官（传感器），也就不会有当今世界各种各样的图像概念；如果没有产生飞行能力的翅膀（致动器），也就不会出现鸟类、有翔昆虫等生物的行为形态。这些例子说明，生物的行为强烈地依赖于生物所具有的传感器－致动器。因此，

传统的方法是保持传感器-致动器系统固定不变,但是传感器-致动器之间的调整器官(对应于大脑的某一部分)可以变化,因而所获得的行为形态受到了很大的限制。在这种情况下,如何表示具有进化能力的传感器-致动器?这是遗传算法和人工生命面临的一个难题。

2. 搜索策略问题 这个问题也就是在搜索空间内,如何设定搜索点的“移规划”?在遗传算法中,转移的手段有“交叉”、“突变”、“反馈”等遗传操作。这些遗传操作的使用形态(或方式)直接影响搜索能力。在人工生命的情况下,与上述的个体表现问题有关。可以采取这样的方法,对遗传算法中的各种操作,只要适用,就用来表现个体。这样就有可能通过恰当地利用遗传操作,搜索“遗传算法流”。但是在表现个体时如果通常的遗传操作不太适用,则设计者可以凭借经验和直觉“自行搜索”,或者引入新的操作,提高搜索效率。这些操作的能力与淘汰值曲面的形状组合起来,能否使系统离开局部解,决定了它是否具有进化能力。

3. 淘汰与评价问题 通常的遗传算法中的淘汰过程,总是将集团的个体数保持不变。因此,这种过程是全局控制,属于“人为淘汰”,而不是“自然淘汰”,与人工生命中的“局部控制”方针不相符合。因此,人们希望能够通过局部规划来调整个体密度。

更进一步可以考察评价函数问题,最好它也不是由设计者根据外部全面情况给定,而是通过局部相互作用动态地产生,并且事先不明确地予以设定。例如自然界的捕食者与被捕食者环境中,显然不能说某种动物是绝对的捕食者,另一种动物是绝对的被捕食者,因为不存在评价“绝对捕食者”的标准。一种动物是捕食者,要看其能力是超过还是落后于对手。换句话说,动物能力的评价是一个相对标准,是相对与其他动物而言。人工生命也是通过在相对标准下个体之间的相互作用来评价个体的。

9.4.3 博弈型人工生态系统

自然界的生态系统以多种自律的个体为构成要素,其中每个个体都属于某个特定的生物种类。每个个体在生存过程中,通过相互竞争而进化。进化过程遵循“适者生存”的普遍规则。

人工生态系统是自然界生态系统的模型化描述。也就是通过建立各种模型,用人工的方法对生态系统进行模拟。在自然生态系统中,每个构成要素都要追求自己的利益,因而在许多场合,当各要素之间发生利害冲突和竞争时,自己的利益与整体的利益往往发生矛盾。因此模拟自然生态系统的一种很自然的方法便是利用博弈理论建立人工生态系统模型,并研究其竞争策略。事实上,在社会生物学,国际关系学以及经济学等许多领域都可以利用博弈理论。但是,到目前为止,大多数研究只考虑了单对博弈的情况,而多对博弈的情况研究的较少。

博弈型生态系统是用博弈理论建立的一种人工生态系统模型,其重要的基础理论当然是博弈理论。在博弈理论中,最有名的是二难推理(dilema)。它研究了什么是博弈策略最佳解的问题。到目前为止,许多研究者在这个问题上展开了不同层次的研究。有的研究二难推理的最佳策略的搜索;有的研究博弈世界中个体最佳策略与集团最佳策略的差异以及如何克服这种差异;还有的研究“突现”进化的实现机理,探讨策略的进化问题等等。这里,我们主要研究博弈型生态系统的自组织化。在简单介绍博弈理论和博弈策略后,研究博弈型生态系统原理,然后以二难推理世界为例,讨论生态动力学及其自组织化。

9.4.3.1 博弈与策略

1. 博弈　博弈世界是博弈型生态系统的模型,其日常行为就是系统各构成要素之间的博弈。最简单的博弈是,针对对手所表示的动作,博弈者采取相应的动作与之相对,并试图获取一定的利益。如果是二人动作的组合,其利益可用矩阵表示。博弈的状况

包括,博弈者知道多少自己与对手的信息?能否与对手交涉?各种不同场合又是如何考虑?等等。这里,考虑一种非常简单的情况,即对称的 2×2 非合作型博弈。就是一种只有 2 人参加、2 种动作的 2×2 博弈。"对称"是指博弈者与对手获得相同利益的博弈。非合作型博弈是指,博弈者之间所能获得的信息,仅仅是对手所表示的动作,除此之外,没有其它信息。

若两种动作可用 $\{0,1\}$ 表示,则可以有四种博弈状态,即(0,0),(0,1),(1,0)和(1,1)。令自己的动作为 x,对手的动作为 y 时的利益为 a_{xy},则从对称性和利益大小的关系,可以有 12 种不同的情况,其中最有名的博弈就是二难推理,其利益矩阵的元素之间满足下列不等式:

$$a_{01} > a_{11} > a_{00} > a_{10} \tag{9-1}$$

$$2a_{11} > a_{10} + a_{01} \tag{9-2}$$

其他的博弈,如弱虫博弈,其不等式形式与式(9-1)相同,只是把 a_{10} 和 a_{00} 的大小关系翻转一下,即

$$a_{01} > a_{11} > a_{10} > a_{00} \tag{9-3}$$

对于英雄博弈,则有

$$a_{10} > a_{01} > a_{11} > a_{00} \tag{9-4}$$

对于领袖博弈,则有

$$a_{01} > a_{10} > a_{11} > a_{00} \tag{9-5}$$

博弈理论中一般有几种最佳解,如 Nash 解、最大最小解、合计最大解、ESS(Evolutionally Stable Strategy)等。上述 4 种博弈的最佳解可大致地用表 9-3 描述。

表 9-3 代表性的博弈最佳解

博弈类型	Nash 解	最大最小解	合计最大解	ESS
二难推理	(0,0)	(0,0)	(1,1)	无
弱虫博弈	(1,0),(0,1)	(1,1)	(1,1)	有
英雄博弈	(1,0),(0,1)	无	(1,0),(0,1)	有
领袖博弈	(1,0),(0,1)	无	(1,0),(0,1)	有

对于二难推理型博弈，在相互对抗的情况下，存在 Nash 解和最大最小解，并且由于相互对抗使得双方所得合计利益比较小。在相互合作的情况下，合计最大解与 Nash 解和最大最小解完全不同，产生了进退两难的情况，结果是不存在进化的稳定策略(ESS)。其他种类的博弈，在具有两个不同状态的情况下，都具有 Nash 解。其中弱虫博弈中，最大最小解与 Nash 解不相同，但存在合作的情况，并与合计最大解一致。

以上讨论的是两人博弈的情况。若要同时考虑多个对手的情况，就要进行多人博弈。在博弈型生态系统中，当考虑与局部对手的博弈时，往往采用的就是多人博弈模型，如图 9－6 所示。

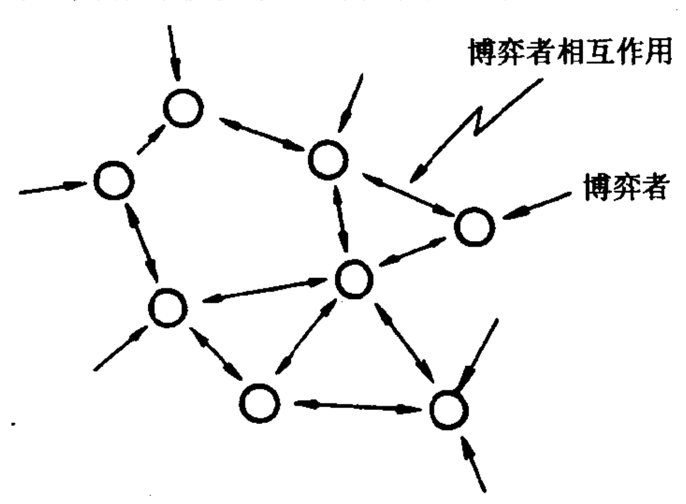


图 9－6　多人博弈模型

2. 博弈策略　博弈策略与博弈方法有关。对于只进行一次博弈与多次反复博弈两种不同的情况，博弈状况会有很大差异。这里介绍的是多次反复博弈并假定博弈过程中能得到的对手信息仅仅是过去所表示的动作。

在这种多次反复博弈方式中，可能的策略种数按某种幂级数快速地增长。例如，对于 n 人博弈，当考虑前 k 次自己与对手的动作(向后看 k 步策略时)，策略总数为 $2^{k+2^{kn}}$。

(1)2 人博弈($n=2$)的情况。Axelrod 等人曾于 1984 年在全世界募集二难推理策略的方案。他们募集到各种各样的策略，并

召开了策略竞赛大会。这些方案按循环赛方式进行优劣竞赛,并按优劣顺序排列,其中比较著名的简单且有力的策略方案有对抗型、合作型、立即还击型等。同时,也有一些由复杂算法组成的策略,但它们的平均成绩并不太好。

(2) n 人博弈的情况($n>2$)。在多人博弈的情况下,博弈者增加了,博弈的自由度增大了,策略的总数也进一步增加。加上"向后看策略",就产生了环视周围对手的"环视策略"。环视对手的方法大多数都依赖于博弈对手的空间位置。例如,在二维正方格子空间,最邻近博弈是 5 人博弈。为简单起见,不考虑对手的位置,只考虑动作总数,则向后看 k 步策略的总数为 2^{k+2^k}。

3. 策略的自动机表示 描述策略的有限状态自动机 M,可用一个 5 元组来表示,即

$$M=(\sum,Q,\delta,\sigma_i,q_i) \tag{9-6}$$

其中 $\sum$ 是输入输出动作的有限集合,Q 是自动机状态的有限集合,δ 为转移函数,σ_i 为初始动作,q_i 为自动机的初始状态。转移函数 δ 是根据博弈对手的输入动作 $\sigma_j^k(k=1,2,\cdots,n-1)$和自动机的当前状态 q_j 来确定输出动作和自动机的下一个状态,从而决定了博弈策略。

根据这种向后看 1 步的博弈动作和博弈者的当前状态,可以表示所有决定性的策略,复杂策略的状态数用多个状态机表示。在实际模拟过程中采用只依赖于对手动作总数的策略,考虑向后看 1 步的策略。在这种情况下,策略种类急剧减少为 2^{n+1}。这样就可以用 1 个状态自动机来描述。上面的自动机 M 就简化为 3 元组 M':

$$M'=(\sum,\delta',\sigma_i) \tag{9-7}$$

其中转移函数 δ' 仍然不依赖于自动机状态 q_j,而只于输入动作总数 $\delta_j^k(k=1,2,\cdots,n+1)$有关,即

$$\delta'\sim\|(\sigma_j^1,\sigma_j^2,\cdots,\sigma_j^{n-1})\| \tag{9-8}$$

这时我们把动作总数定义为 k，即

$$k = \| (\sigma_j^1, \sigma_j^2, \cdots, \sigma_j^{n-1}) \| \qquad (0 \leqslant k \leqslant n-1) \quad (9-9)$$

这样，这种策略的输出动作 σ_k 与初始动作 σ_i 一共要用 $n+1$ 位动作序列$(\sigma_i, \sigma_0, \sigma_1, \sigma_2, \cdots, \sigma_{n-1})$来表示。例如上面的二维正方格空间里 $n=5$，总共可表示 64 种策略。

9.4.3.2 博弈型生态系统

有了上述准备工作，我们就可以介绍博弈型生态系统的原理了。在博弈型生态系统中，主要考虑拥有与博弈者集团有关的各种各样博弈策略的博弈者淘汰与进化。其中遗传算法起着非常重要的作用。这里的遗传算法是广义的，它考虑了生物界的遗传学和生态学诸概念。

1. 策略种类与遗传子　对于每个博弈者，首先考虑它所属的种类和它所拥有的遗传子。这里所谓"种类"是指具有同一种策略的博弈者的集合，所以也可称之为"策略种类"。所谓"遗传子"是指描述策略的一种表示方法。遗传子有多种表现形式，如文字选择，有无冗长性等等。为了简单起见，我们采用有限状态机的位序列来表示遗传子。因此，不存在冗长性问题。具有同一遗传子的博弈者属于同一种类。可以用这种遗传子和策略种类表示法来描述生态系统的淘汰和进化的机理。在前面考虑的二维正方格子空间中的 5 人博弈，在向后看 1 步的条件下，可具有 64 种策略。用 6 位序列即可表示。这种 6 位序列就是遗传子的表示形式。代表性的策略种类及其遗传子表示形式如表 9－4 所示。该表是在二难推理的场合，各策略种类所表现的特征。

2. 淘汰规则与遗传算子　在博弈型生态系统中，博弈者的适应度就是博弈的利益。系统根据博弈者的适应度大小，决定是否淘汰之。所以，这里的遗传算法主要包括淘汰规则和遗传子的继承方法两个方面。

(1)淘汰规则：根据适应度所决定的淘汰规则分为两类。一是根据系统全体所共有的域值进行淘汰；二是根据局部集团内部的

适应度进行淘汰。

第一类规则相当于认为周围对手对整个环境的影响比较大，第二类规则相当于根据局部状况决定是否淘汰。有的时候，也可以同时考虑这两种类型的规则。

在第一类规则中，既有继承域值，也有增殖预值。当适应度比继承域值小时，策略种类因不能继承遗传子而成为空种类。当适应度比增殖域值大时，周围的空种类转换成与自己相同的种类，从而增殖。这是一种严格的淘汰规则。在第二类规则中可以选择局部集团中具有最大适应度的种类。也可以在局部集团中，根据适应度概率分布来选择适当的种类，此时往往根据适应度比例来确定概率分布。因此，第二类规则采用的是比较缓和的淘汰规则。

(2)遗传子的继承。遗传子的继承也有多种方法。一种方法是把经过淘汰选择出来的遗传子原封不动地继承下来。第二种方法是通过对手与自己的遗传子交叉，继承交叉所得到的遗传子。第三种方法是，利用遗传子变化中的突然变异而使遗传子发生意外变化，从而获得新的遗传子。

在博弈型生态系统中，通过上述广义的遗传算法，淘汰一些策略种类集团，对遗传子实行交叉和突然变异等混合操作，把遗传子继承到下一代去。在下一代，也进行同样的过程。

3. 时间演化结构　在博弈型生态系统中，除了初始一段特别的产生期之外，可以简单地分为两个演化时期，即工作期和淘汰期，如图 9－7 所示。在工作期，分散开的博弈者通过与近旁对手

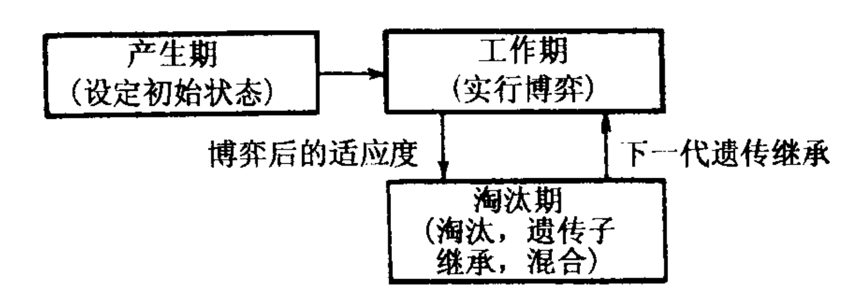


图 9－7　博弈型生态系统的时间演化结构

的博弈,决定各自的适应度后,进入淘汰期。在淘汰期,通过淘汰规则与遗传子的混合作用,继承适应度较高的遗传子,传给下一代,然后再回到工作期,如此反复。在这种博弈型生态系统的演化过程中,一开始必须经过一段设定初始状态的产生期。

表 9-4　二难推理情况下的策略种类和遗传子表示

<table>
<tr><td>种类</td><td>对抗型</td><td>遗传子表示</td><td>(000000),(1000000)</td></tr>
<tr><td>特征</td><td colspan="3">除了初始状态以外,任何情况下都实行对抗策略。通过与对手的对抗,获得较大利益,同一种类的集团相互抗生</td></tr>
<tr><td>种类</td><td>友好型</td><td>遗传子表示</td><td>(111111),(011111)</td></tr>
<tr><td>特征</td><td colspan="3">与对手经常合作,在各种不同种类混杂的集团中,弱者有可能成为某种程度大小的集团,从而能成为自生集团</td></tr>
<tr><td>种类</td><td>立即还击型 - k 种
($k=1,2,3,4$)</td><td>遗传子表示</td><td>(110000),(111000)
(111100),(111110)</td></tr>
<tr><td>特征</td><td colspan="3">发生 k 个以上的对抗时,立即还击,k 的大小程度不受严格的限制。在各种不同种类混杂的集团中,对于周围的复杂变化,容易产生反复对抗。特别当 $k=1$ 时最敏感</td></tr>
<tr><td>种类</td><td>乖僻型 - k 种
($k=1,2,3,4$)</td><td>遗传子表示</td><td>(000001),(000011)
(000111),(001111)</td></tr>
<tr><td>特征</td><td colspan="3">发生 k 个以上的对抗时实行合作,除此之外都进行对抗。在同一种类的集团中,给出复杂的输出动作序列</td></tr>
</table>

9.4.3.3 生态动力学与自组织化

博弈型生态系统经过一段时间的演化,形成了生态动力学,并在这种生态动力学中表现出自组织化。

关于生态系统的自组织化问题,目前还研究的很少。在这里,我们所研究的生态系统自组织化是指,“生态系统中各种策略,根据其适应度,或淘汰,或变异等,缓慢地进化。那些能够适应环境的策略类型或者相互依存的策略类型集团自发地形成具有新的秩序的组织。这一过程就是自组织化过程”。此处讨论的是二难推

理情况下的博弈,这种博弈型生态系统也可称之为“二难推理世界”。我们还将用模拟分析的结果来展示其生态动力学特征。

1. 二难推理世界的生态动力学　在前述的二难推理中,二人博弈的最佳解(Nash 解和最大最小解)所采用的是相互对抗策略。在多次反复博弈的情况下,通过对抗竞赛成绩的比较,说明“立即还击”策略比较强劲。因此,可以从中探索生态动力学中占优势地位的策略。在博弈者相互之间存在着进退两难利害冲突的二难推理世界中,生态动力学的变化特别丰富。我们来看看它所表现的各种现象。假设在生态动力学模拟过程中,环境参数如下:

(1)空间领域:100×100 的二维正方格子空间。

(2)博弈的反复次数:10 次。

(3)利益:$(a_{11},a_{01},a_{10},a_{00})=(2,4,-1,0)$。

(4)邻近系统:博弈邻近系统,淘汰邻近系统。

(5)淘汰规则:域值淘汰。继承域值为 θ_1,增殖域值为 θ_2,且

$$0.1\leqslant\theta_1\leqslant\theta_2\leqslant5.5$$

(6)变异:海明距离为 1 的遗传子之间的变异

变异率:0~0.001

(7)遗传子没交叉。

现在我们来看看,上述参数条件下,通过对博弈型生态系统进行基于淘汰域值的模拟,策略集团所表现出的动力学行为特征。

(1)在特定的淘汰域值(2,4)的周围,由原来的对抗性开始了向合作性的自组织化过程。

(2)立即对抗 - 1 型($k=1$),产生了免疫抗体,排除了少量抗生种类(弹性的稳定性)。

(3)在立即对抗 - 2 型($k=2$)占优势的情况下,少量抗生种类原封不动地被接受(塑性的稳定性)。

(4)乖僻 - 1, - 2, - 3 型($k=1,2,3$),动态地成长,衰退反复进行,并不断延续,在许多情况下都占据优势地位:

a. 即使是少量的,也可以寄生于或侵略其它类型而成长;

b. 对环境参数的依赖性较小；

c. 通过与其它特定类型进行特别的空间配置，可以展示颇具特点的空间运动；

d. 从乖僻-3型（$k=3$）和对抗型（或者是立即对抗-1型）的二重层次构造，可以向空的空间演化；

e. 乖僻-1型或乖僻-3型与对抗型策略具有抗生的寄生关系，所以可以形成整体上占优势的混合集团而表现动力学行为。

从上述结果定性地看，乖僻型与对抗型的混合策略，在许多场合都处于优势地位，与二人博弈最佳解的结果相符。其中，在特定环境下具有合作性的立即对抗型策略也颇具优势。另一方面，乖僻型策略所得利益波动较大，冒险性较强。

2. 自组织化　在生态系统中，一般可以把特征的性质定义为“相”。不同的相之间常常相互转换。这些相都具有策略种类的空间分布及其共同的动力学特征。

在二难推理世界中，是通过从对抗性向协调性演化而形成自组织化的。其淘汰域值约在$(\theta_1,\theta_2)=(2,4)$附近。其策略变化从乖僻种类中以“对抗”优势为中心的特性（“相”）向立即对抗种类中以“协调”优势为中心的特性（“相”）转移，即二难推理世界以表示协调性的总利益为指标，自己组织化为一个有秩序的状态。图9-8是一个具体的生态动力学系统自组织化的过程，它描述了各种族人口的世代变化情况。其中“1S”和“0H”分别表示立即对抗型策略和乖僻型策略的变化曲线。由图可以看出，乖僻型策略由强渐弱，而立即对抗型策略由弱而强（其淘汰域值条件为$(\theta_1,\theta_2)=(2,4)$）。各相的特征可用世界总人口和总利益来表示。图9-8表示了世界总人口和总利益的世代变化情况。由图可见，在经过初始的一段随机状态以后，首先到达的相是对抗型种类中具优势的准稳定相（约600~1800代），以后逐渐向立即对抗种类中具优势的稳定相（约2700代以后）转移。两相之间，总人口和总利益明显不同。总利益的变化明显地向协调型方向发展。引起这种相

转移的变异，经历了以下一些过程：(000001)(乖僻－1型)→(010001)→(111001)→(111000)(立即对抗－2型)。

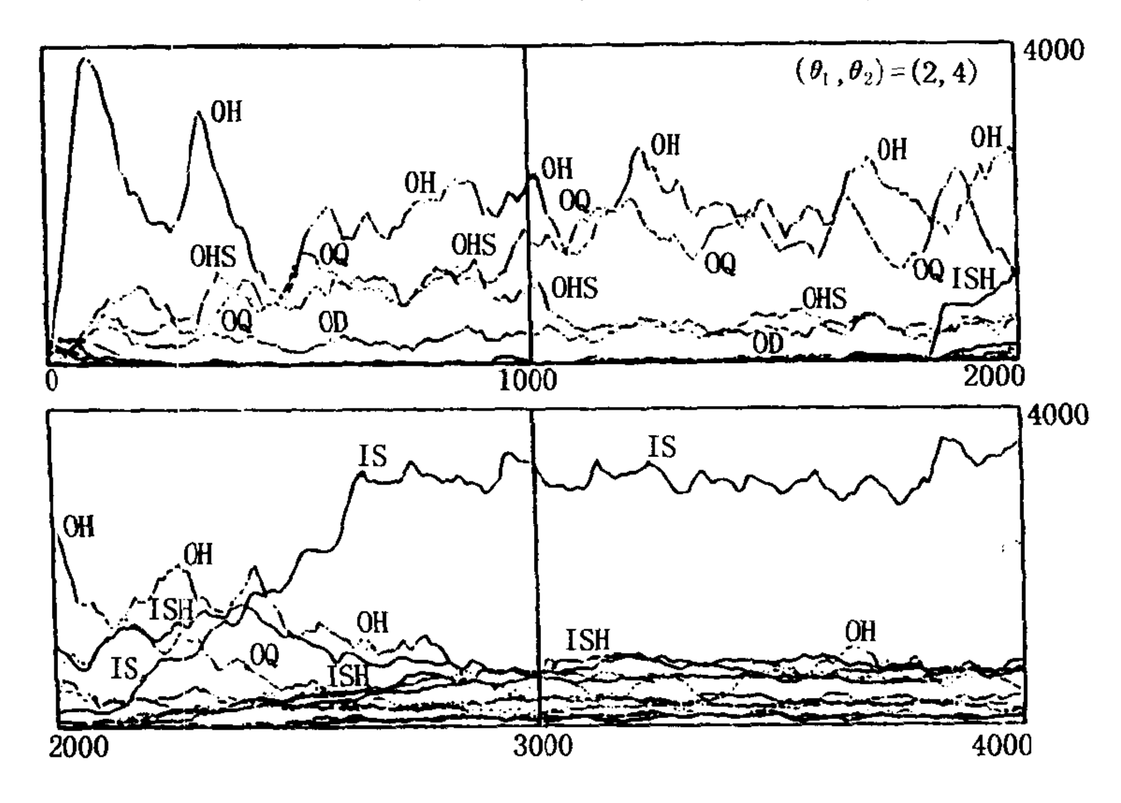


图 9－8　各种族人口的世代变化情况

稳定相与准稳定相的特征的比较示于表 9－5，其中种类的熵是用来度量策略种类人口的一种散乱的情况，它的值可以是在某个具有特征的世代(例如，在约 600 代时，具有准稳定的特征)，每相的平均值或标准偏差。

与对抗相相比，协调相很少在不同世代改变策略种类，其平均利益在增殖域值以上的比率也很大。而对抗相的熵值比协调相小，绝大多数只具有较少的策略种类。另一方面，协调相是多种策略共存。对抗相的各种标准偏差值全部比协调相大，变化也比较剧烈。通过以上一些讨论，我们看到了在淘汰域值的特定范围内如何形成自组织化的。同时需要指出，在这种场合，要使自组织化过程中，立即对抗型策略能成为优势环境，需具备以下一些必要条件：

a. 在成长过程中，存在着比某临界范围大的集团；

b. 增殖域值不过分的大；

c. 变异不过分的多。

但是,如果没有变异,则在有限世代内(例如1600代)系统变成平衡状态,其特征完全由初始分布决定,不会出现自组织化现象。

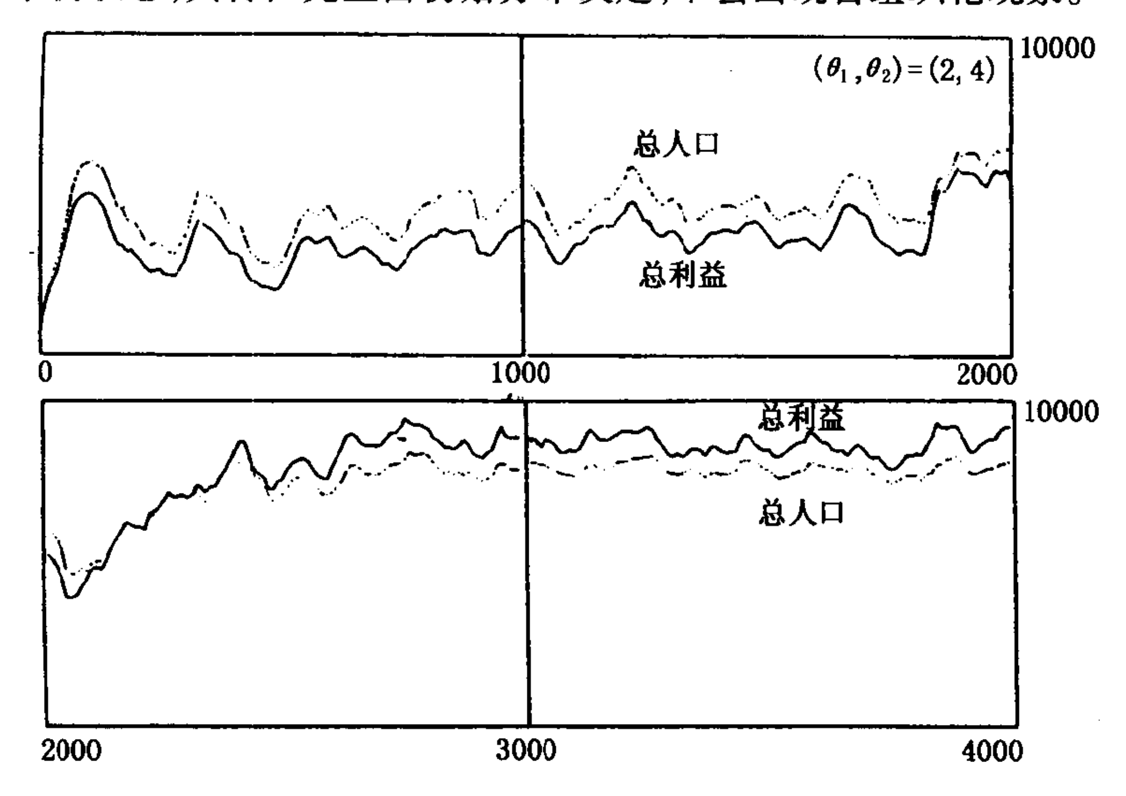


图9-9 总人口和总利益的世代变化

表9-5 稳定相与准稳定相的比较

	对抗相(准稳定)		协调相(稳定)	
	平均值	标准偏差	平均值	标准偏差
总人口	4634	462	7939	189
平均利益	3.25	0.096	4.38	0.069
种类的熵	1.89	0.113	2.99	0.026

9.4.4 人工生命与遗传信息处理

在博弈型人工生态系统的讨论中,我们指出:通过博弈,可以产生适应环境的新生命。这种新生命是在生态环境中经过"汰劣"

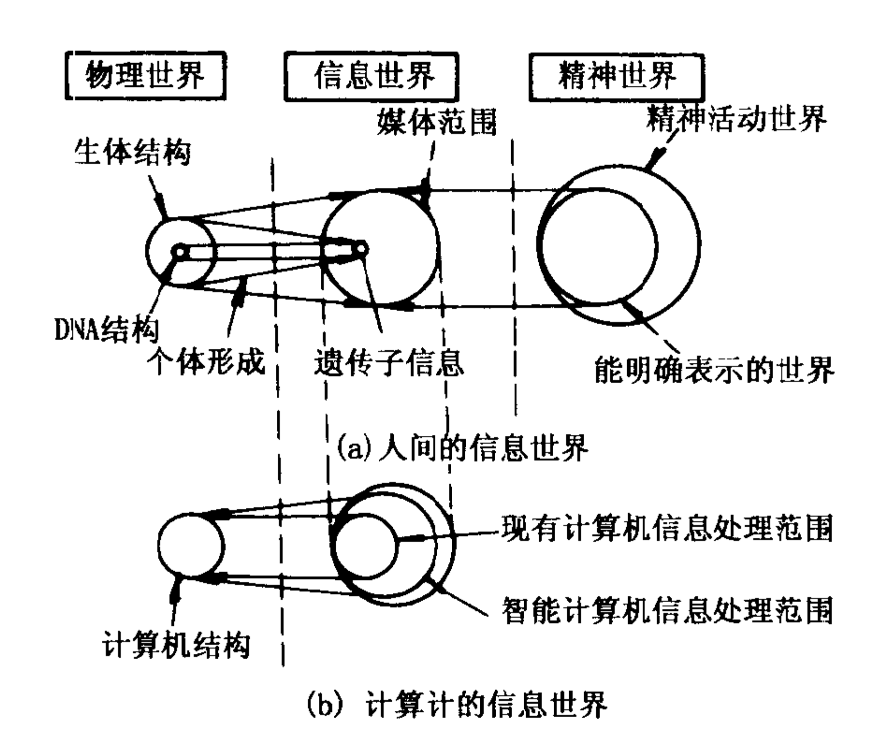
以后的“优胜者”。它符合自然界的“适者生存”的普遍规律。显然,博弈型人工生态系统是一种生命行为的模型。也就是通过对生命行为的模拟来研究人工生命。这里我们试图从信息论的角度来研究人工生命,探讨生命的信息世界,特别是人类的信息世界。然后讨论遗传监视。在这个基础上再进一步讨论遗传信息处理模型,以及基于这种模型的人工生命合成方法。最后讨论人工生命与人工智能的关系。

1. *人类信息世界* 从信息论的角度看,所谓人工生命就是生命的信息论模型。这个概念意味着,生命的信息结构及其信息处理方法(包括自组织化、进化等)是人工生命研究的核心内容。在这里,我们以世界上最高级的生物——人类为例来探讨生命的信息世界及其与计算机信息结构的关系。

信息的概念最初是用来表示人类的精神活动,由人类创造并体系化而形成的。随着技术的进步,一部分信息开始用机械来处理。人类发明了计算机以后,信息处理的范围大大地扩大了。然而由于人类信息是复杂的、多样的,其表现形式与计算机也有很大差异。因此,用计算机所能表现的人类信息范围仍然受到很大限制。但是,人类总是在不断地探索,试图找出一些新的信息表示方法和处理方法,例如人工智能中的专家系统就是把人类的经验知识用规则的形式表现出来。在人工生命的研究中,人们则试图用某种方法来描述生命的信息世界。在这里,我们通过人类三种世界的划分及其关系的描述来刻划人类的信息世界。

我们把人类世界分为精神世界、信息世界和物理世界。精神世界是人类的智能活动世界,用来进行问题求解、创造、理解、决策等。信息世界是利用语言、图形等媒体来明确地表现人类所看不见的精神活动的内容,这里的内容是指针对所研究的对象的属性、性质、功能、行为、与其它实体的关系等通过人的感觉器官所感知到的东西,也可以是对它们进一步抽象化所得到的概念及其关系。抽象的概念用来表现抽象的实体及其复杂功能。而抽象的实体可

以是由已定义的其它具体实体或者抽象实体构成的复合实体。信息世界不仅仅是语言,还包括思维方法、问题求解方法、学习方法等各种智能活动的形式化方法。物理世界是指细胞、DNA或者微观分子结构等。近年来,人们从神经生理学、脑生理学等领域对生物的物理结构与信息之间的关系进行了许多研究。我们用图9-10 (a)来说明这个问题。人类总是在不断地进行高度信息处理,而作为物理世界中物质的遗传是人类个体形成的核心。遗传子既是物质,同时也是用来表示遗传信息的语言。因此,也是属于信息世界的一部分。在这种基于信息的物理世界中,通过生理结构的生长而形成个体。正如图中所示的,由物理世界的生体结构、DNA结构等,通过个体形成过程而产生遗传子,并在信息世界用可能的表示媒体(如语言、图形等)来表示遗传子信息。因此,可以说,信息世界的遗传信息代表了人类生命的信息结构,它在人工生命研究中具有极重要的作用。当然,遗传子信息只是信息世界的一小部分。人类的整个信息世界不仅可以用来表现物理世界的部分内容,也可以用来表现部分精神世界的内容。这样,信息世界作为桥梁把人类的物理结构、行为与人类的精神活动紧密地联系起来了。另一方面,人类的大脑,是由物理世界的大量细胞按一定的结构组成的。它可以实现信息世界的所有功能。但是,到目前为止,人类对其自身的大脑结构并不完全了解,还存在许多未知部分。作为探索这种未知部分的一种方法,人们开始了从结构上研究简单的非生物信息处理功能,如图9-10(b)所示。由图看出,作为非生物系统的物理世界,就是以计算机为核心形成的人工生命系统。在生物系统和非生物系统中,都可以通过简单机理用分层处理的方法实现高度的信息处理功能。但是,所使用的素材不同,其实现方法也有很大差异。在生物系统中,从神经网络内的信号处理开始,如果能通过逐步分层化,使其发挥大脑一样高级的功能,那么不用说信息世界了,就是整个精神世界的实现也将是可能的。



(b) 计算计的信息世界

图 9－10 人类的信息世界

2．监视遗传 在构造能适应环境的长期变化而自律行动的系统时，系统的学习目标本身有必要随之变化。系统要学习的目标是十分复杂的环境。这种环境的变化又是由个体集团等的变化引起的，本身包含着复杂的混沌过程。对于这样的环境，用简单的传统智能系统是难以适应的，因为传统的人工智能系统强烈地依赖先验知识，而在包含混沌现象的复杂环境中，是不存在所谓的“先验知识”的。所以，对于在长期变化的环境下运行的自律系统，需要根据什么基本原理，怎样适应环境等，都是回避不了的问题。在这种情况下，唯一的判断基准就是，系统在这样的环境中能够继续发挥自己的功能，也就是系统具有较好的适应性，使人工生命得以生存。

这种具有适应性的系统的强有力基础之一就是遗传监视理论，如图 9－11 所示。该理论的主体是自律机构和遗传算法。自律机构主要有两个作用网络，即评价网络和行为网络。评价网络，首先对环境输入进行评价，产生报酬信号提供给行动网络作为产生行为的评价条件，同时产生一个适应度要求供遗传算法进行遗传操作，以产生个体遗传信息（优良“种子”个体）并传给下一代。

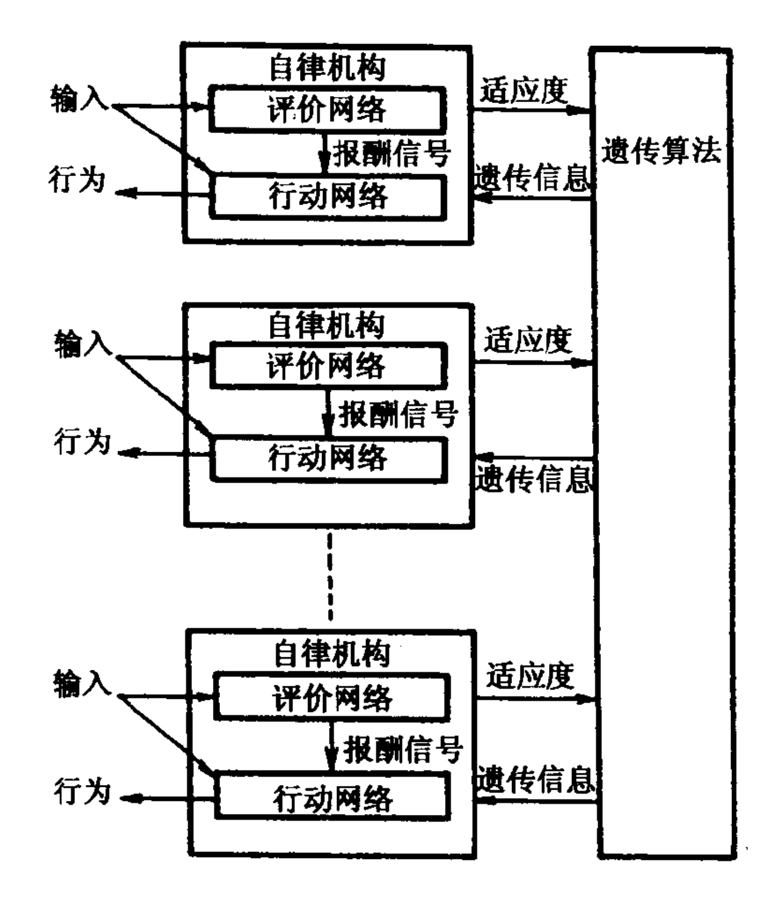


图 9－11 遗传监视

行为网络则根据环境的输入、报酬信号和“种子”个体的遗传信息产生特有行为。遗传算法则主要是实行淘汰、增殖、交叉、突然变异等操作，提供优良种子个体以优化个体集团的行为。很多个自律机构在遗传算法的监视（控制）下产生能适应外界环境的整体人工生命行为，也就是个体集团能适应环境变化，继续保持其功能。

3．遗传信息处理模型 为了适应环境，生物需要具备一些高级功能。其中由其本身的复杂结构产生的高级功能是生物固有的，也是一般生物系统的特征。生物系统是一个复杂系统，具有比许多人工系统都优越得多的特性。从根本上说，是生物的生长结构产生了适应于环境的高性能系统。从人工生命研究的角度来说，这一特点是最值得研究，也是最有意义的。

从遗传信息处理的角度看，生物中的个体形成与生长（或衰退），就是通过遗传子生长所需要的基本信息，产生个体的结构；而

进化则是为了适应环境的变化，遗传子自身发生变化的过程。两者所需时间也有很大差异。生长时间最短，一般不比个体的寿命长，而进化时间少说也要几代，一般比较长。在计算机内建立的遗传信息处理模型也必须具备生长与进化两个机构。

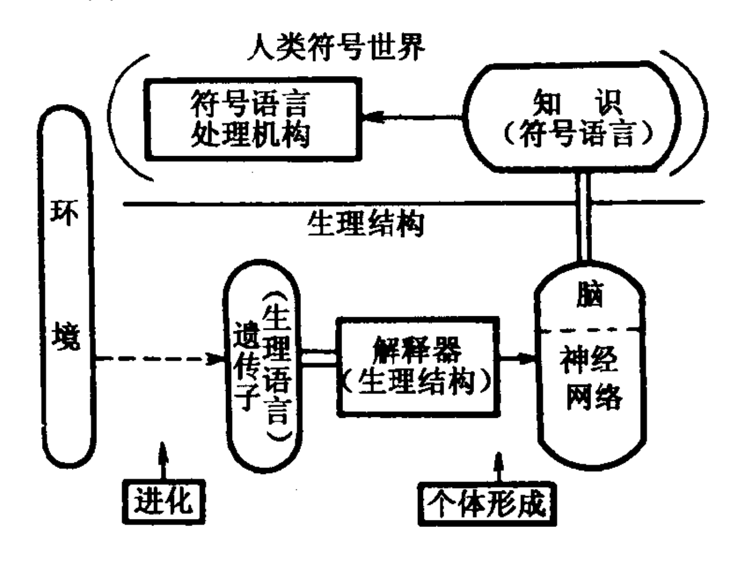
生物遗传子是用氨基酸的阵列来表现的。这种阵列是一种语言，我们称之为生体语言。该语言的解释是通过化学反应来进行的。遗传、生长、进化等都依赖于遗传子。生体语言的结构十分奇巧，给人工模拟带来了一些约束：硬件语言难以适应这种语言的变化，与人工语言相比，又缺乏表现力。

环境对生物的作用是改变其遗传子。进化，并不是像达尔文学派主张的那样是被动的进化，而是主动的、能动的进化。进化的结构与个体的功能密切相关。例如，我们可以假定在每个生命中，每个个体的生长都是非确定的。相同的遗传子有可能生成完全不同的个体。当某个新生个体与环境相适宜时，其性质就可以由后代继承。上述假设的本质在于，进化并不是总是等待着偶然地产生变异这种完全被动的过程，而是多少有点能动的过程。而且，环境的变化对遗传子的影响也是间接的。

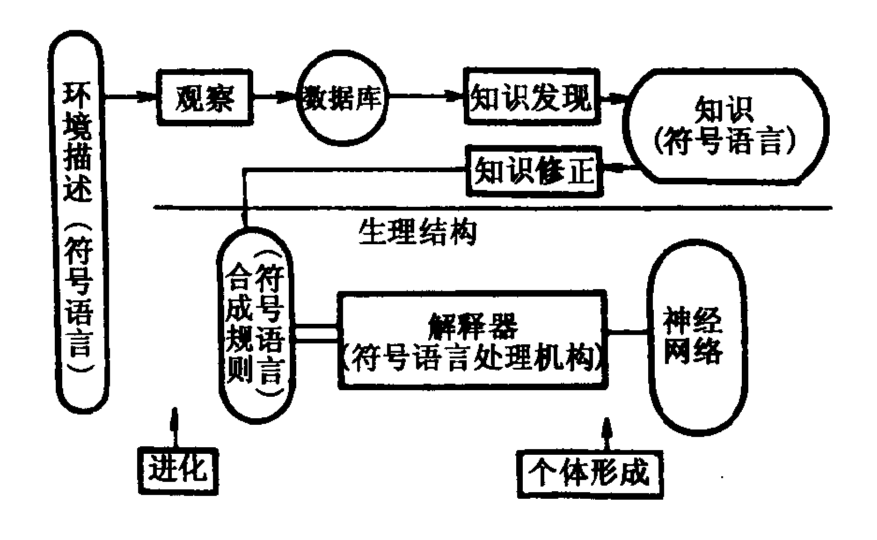
如果某种生物的结构比较简单，则应用上述机理能够产生该生物所有可能的个体结构。如果能够生成 2 个以上的个体适应于共同的环境，那么，这些表现上不同，但具有相同遗传子的个体，也能通过上述机理产生出来。显然，这种结构只适宜于简单的低级生物，这时遗传信息也比较简单。大体说来，高级生物的结构复杂，其遗传子也复杂。这是，用上述假设的机理就不能产生所有可能的个体，而只能产生其中的一部分。并且，能适应于环境的那部分个体的概率，也就是产生变异体的概率是很小的。我们在建立遗传信息处理模型时，没有必要完全忠实于生物原型。很明显，如果完全忠实于生物原型，仅就其进化过程来说，就得数万年，甚至更长时间，才能获得希望的进化结果，这是不现实的。

因此，通常是采用以生体语言为代表的人工符号语言。每个

个体形成所用的合成规则组,就相当于生物的遗传子,可以用符号表示之。我们知道,在人工智能领域,可以从积累的数据中抽取知识。用与此类似的方法,积累所观察的环境数据,通过提炼,抽取规则,更新在处理过程中相当于遗传子的合成规则组。通过不断地实行这一过程,可以完成进化过程。这是一种能较好地适应环境变化的遗传信息处理模型(如图 9 - 12 所示)。该模型围绕着进化和个体形成这两个关键环节,对生物进行模拟。在自然生物系统中,环境对遗传子的作用是直接的。其生命信息的传递与处理



(a)自然生物



(b)人工生命体

图 9 - 12 遗传信息处理模型

是由生物的大脑(由大量的脑细胞构成)和生物本身的生理机构完成的。大脑与人类的信息世界有密切的联系,而人类的信息世界是由符号语言(包括语言、文字、图形等各种信息媒体)来描述处理,并形成知识,输送给大脑的。在人工模型中,生物的遗传子、生理机构、脑神经系统、信息世界等全部模型化。例如,用符号合成规则描述遗传子,用人工神经网络模型来描述脑神经系统,外部环境也被符号化。但这里有两个重要特点,一是环境对合成规则(相当于遗传子)的作用是间接的(正如我们前面所假设的),这是对自然生物的一种近似,二是对人类信息世界的描述是用人工智能中基于知识的方法,通过从环境获取信息,加工处理成进化所需要的知识,对遗传子施加作用。由于基于知识的系统具有一定的智能作用和较好的适应性,所以这种人工系统的进化质量较高。

4. 基于遗传信息处理模型的人工生命合成　在人工生命的研究中,除了分析方法以外,还可以采用合成的方法,即合成具有我们所希望的功能、并能适应外部环境的人工生命。在人工生命系统合成的时候,能够直接操作的只有系统的结构。而系统的功能则依赖于其结构。为了寻找适应环境的结构,寻找的方法是很重要的。因此,人工生命的合成问题一般来说是非确定性问题。可以用求解非确定性问题的方法来解决这个问题。通常,人类信息世界中的一般非确定性问题的标准解决方法如图 9 - 13 (a)所示。在给定的要求下,通过对初始模型的分析、评价和修正等。实现满足要求的模型结构,这其中一个很重要的环节就是反馈,通过反馈来控制模型的结构,所谓控制,也就是对形成个体的合成规则的行为实行制约,这是关于规则的规划,即元规划。而元规划的实现,需要高度复杂的语言。

但是,到目前为止,实际生物采取怎样的方法还不明确。如果不能设计出对生体语言表现力较强的元规则,那么就很难表示含有反馈的过程。因此,在人工生命合成过程中,抓住个体形成与进化这两个关键问题,采用图 9 - 13(b)所示的基于遗传信息处理

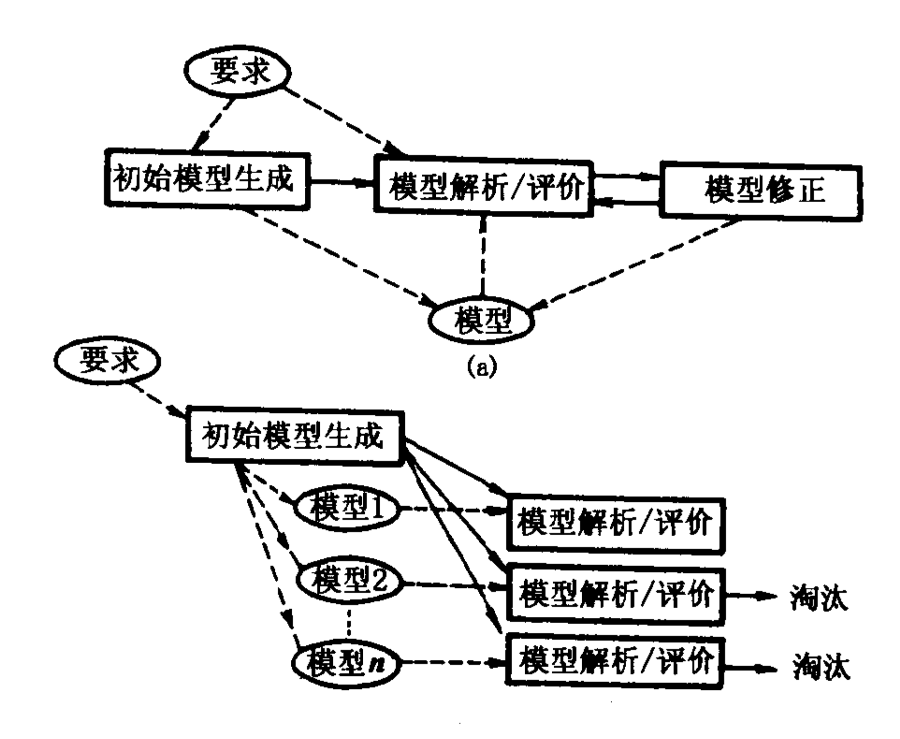


图 9 - 13 人工生命的合成方法

模型的合成方法,它能实现与图 9 - 13 (a)相同的功能,但取消了反馈,代之以生物遗传过程中的选择,淘汰方法。即在初始模型的基础上,同时产生多种个体的模型(个体形成),再对每个模型进行分析与评价,选择适应于环境的模型并保存下来,而将其他模型淘汰掉(进化)。这里,对每个模型的评价过程是同时进行的,需要采用并行信息处理技术。

至于合成规则,则是由产生系统结构各个组成要素的指令集组成。例如"产生细胞"、"产生树状突起"等等。这些指令相互独立,并且通过改变合成规则的产生顺序,可以生成不同的个体。如果随机地选择规划,则通过随机产生的规则的反复作用,也能生成多种个体。当然,这里可以引入一些控制规则,控制规则可以使合成规则的选择稍微合理些。在一些特殊情况下,也可能产生规则选择的一个确定的顺序,此时,由一组合成规则产生的结构是确定性的。这样,根据不同的控制规则的产生方法,结构的产生过程也发生多样性的变化。如果控制规则选择适当,结构的产生效率也会比较高。另一方面,在效率较高的情况下,系统结构不能适应环

境的急剧变化。因此,在急剧变化的环境中,系统结构不能随之进化,从而使这种生物灭绝。如果控制的元规则能够适应环境的变化,则所产生的个体群也会随之变化,使系统结构对环境变化的柔性增强,这也可视为一种进化。

元规则能否实现,取决于语言。使用人工语言的人工生命是有可能实现元规则的,而生物中的生体语言能否表示元规则,是一个很有意义的问题。与低级生物不同,高级生物很难完全按照图9-13(b)的方式,从信息论的角度考虑个体形成,而是有可能按照介于图9-13 (a)和(b)之间的某种形式形成个体。如果是这样,则有必要用生体语言表示元规则。

综上所述,在人工生命系统中,通过简单的合成规则和控制规则的组合,能够产生自律的个体结构。进一步地,如果把这些规则换成一种描述形式,则可以用来模拟进化的结构。通过进化结构的研究,逐步建立更一般的自律模型是我们所期待的。

5. 人工生命与人工智能　在人工智能系统中,一方面要求对各种信息的处理具有足够的灵活性,另一方面又必须用一些固定的简单电路来实现复杂的信息处理功能,并满足各种实际条件的约束。为此,需要把功能分层化,用分层处理的方法降低问题的难度。这种利用简单规则实现复杂功能以及分层处理方法也是研究人工生命中遗传信息处理的一条重要思路。

这里,我们按照从简单到复杂的顺序,简单地讨论若干个与人工生命和人工智能二者相关的问题,并探讨遗传信息处理智能问题的方法——智能进化。

(1)线性可分问题(Linear Decomposition Problem)。这是一个经典的人工智能问题。它所研究的对象可以用其各部分的线性组合来描述。例如,积木问题,可以通过简单化而获得具有完整信息的“积木世界”,它与现实世界的许多问题都具有相同或类似的特性。例如,航空公司乘客调度问题。通过把所有乘客、航行路线、所用设备器材等完全符号化,就有可能完整地描述调度规划和约

束等问题。在这方面,已有许多成功的自适应专家系统的例子,是经典人工智能的代表。

(2)线性近似问题(Linear Approximation Problem)。问题本身是非线性的,但在实用中可以在一定的误差允许范围内。用线性组合的方法近似描述该问题。例如语音处理、自然语言处理、图像处理等属于这类问题。问题是在实用系统中,究竟采用什么方法近似对象的范围,误差范围如何确定等都是非常重要的敏感问题。

(3)非线性问题(Nonlinear Problem)。从本质上讲,由于问题的非线性特性非常强烈,在实用中不能用线性方法加以近似,是目前人工智能研究的主题,也是人工智能领域非常令人头痛的问题。问题的非线性如何描述,如何求解等仍是非常棘手的。

(4)非平衡环境问题(Nonequilibrium Environment Problem)。系统所处的环境非常不稳定,用简单的参数优化方法,不能解决问题,并且即使具有学习功能的系统也不能解决问题。因为具有学习功能的系统,一般是从环境获得信息,取出需要的部分,根据某种标准进行最优化学习,从而形成"获取信息——优化学习"的组合框架。这是一种动态的学习方法,它运用于环境变化不大的场合。上述"组合框架"相对稳定,能够适应比较小的环境变化。但在许多情况下,环境会发生较大的变化,上述"组合框架"本身也需要变化,就是说,迄今为止的各种行为模式,都已经不能够适应环境的变化。此时,必须使学习的目的本身也要随环境变化。获取信息的方法不再是简单的选取某些参数,而是要通过"组合框架(系统)"的自身变化——进化来实现。优化学习的方法也不再仅仅是对参数的优化,而是要通过进化操作(淘汰、增殖、交叉、评价等)产生优化的新信息,这些新信息能比较自然地适应外界环境的变化。例如,某种鸟需要捕捉某条虫子为食物,在这种环境下的最佳行为的学习,就是如何有效地捕捉这条虫。但是,有些时候这条虫也许会产生一些毒素,使环境与以前很不一样,发生了很大的变

化。此时的最佳行为战略应该是避开这条虫,去捕捉其它食物。如果是具有学习功能的系统,其学习规则是事先确定的,那么就不能适应上述捕捉虫子的情况。人工生命,特别是进化论的方法,却构成了在这种不稳定的环境中构造系统的基础。

上述四个问题中,第(1)、(2)两个问题可以用传统人工智能方法解决或部分解决,而第(3)、(4)两个问题特别是非平衡环境问题是极为复杂的问题,传统人工智能方法已无能为力,它的解决需要更高级的智能化方法。根据目前的研究情况来看,构造基于人工生命的自适应智能系统能够改善对复杂的非平衡环境的适应问题。从这个意义上讲,人工生命是一种更高级的人工智能系统,是对人工智能研究的重要发展。当然传统人工智能与人工生命的研究方法是完全不同的,这一点我们已经能够看出来。

更进一步地,要想真正建立一个能适应复杂非平衡环境变化的智能系统,也并非易事。但建立这种系统的基本思路可用图 9－14 来表示。这种思路是以高度适应性为目标,以智能进化等为手段,建立能适应非平衡环境的智能系统。

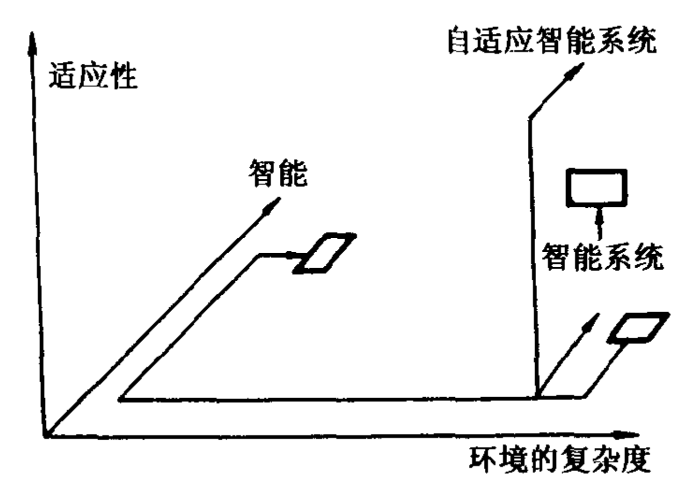


图 9－14　非平衡环境下的自适应智能系统的建立方法

(5)智能进化。作为上述第(4)个问题的解决方法的一个例子,我们来谈谈智能进化的问题。

在具有智能行为的系统中学习能力的选择是一个很重要的问

题。就是说经过选择的学习方法可以被遗传,这对于遗传所产生的后代有重要的影响。但是,如果人工生命的行为能力过分地依赖于遗传子,则当环境发生短期变化时,对系统不利。因此,生命行为有多少份量依赖于遗传,有多少份量来源于对环境的学习,形成了“是遗传还是环境”的问题,也是与神经系统和遗传子的关系有关的问题,在工程上就要涉及到自适应系统的结构问题。我们在前面已经讲过,进化模型是人工生命的最主要的研究内容之一。遗传算法是进化模型的基本计算结构,而学习模型等则是进化侧面的基本模型。这就是说高级的进化不仅仅是依赖于遗传,还与学习有很大关系。因此,把遗传算法与学习模型结合起来,研究智能进化是人工生命领域的一个重要课题。

一种简单的智能进化模型就是进化的强化学习(ERL)。在ERL中,评价网络的结构和结合强度均由遗传决定,而行动网络的结合强度则有可能通过学习决定。而且这种学习信号的源泉,也仅限于评价网络的报酬信号,这是通过由遗传决定的评价网络的报酬信号对行动网络的结合强度实行最优化的一种强化学习方法。

在遗传监视理论中,最基本的行为、认知等主要由遗传过程决定。而进一步要研究的是由于遗传的影响而获得的行为、认知等。更进一步则要研究将要获得的那一部分行为、认知等。在这种场合处于非常重要位置的概念的学习则是间接地受遗传监视。比较高级的行为和概念的学习,还要根据已经学习到的知识进行加权,系统的结构成为多层的模型,如图 9-15 所示。图中强化信号来自于评价网络。

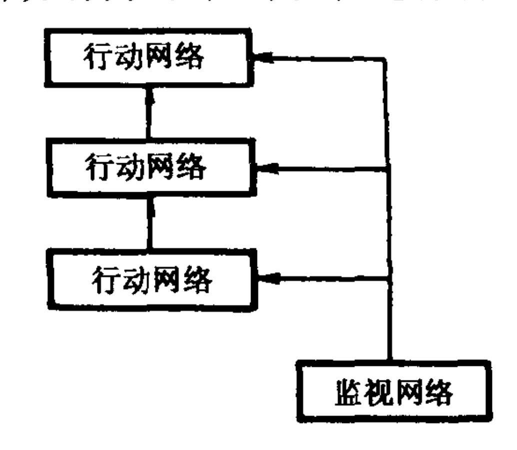


图 9-15 强化学习网络结构

系统中各行动网络的学习按照自下而上的顺序进行,不可能所有

行为网络同时进行学习。在实际生物系统中,已经知道存在着所谓的“时间基因(Temproal Gene)”,与上述模型是吻合的。当然,这方面的更详细的模型还要期待着生物学的研究成果。

显然,强化学习不是智能进化的唯一方法,凡是把遗传算法与学习模型结合起来的研究,使人工生物的进化具有智能行为的所有方法都是智能进化研究的内容。

第十章 仿生系统实例

10.1 类人型系统

采用第三章给出的数学模型,对图 10-1(a)所示的辅助器进行动态分析。把人体也包含在内的这种装置的动态模型可看成如图 10-1(b)。若进一步用图形表达,则成图 10-1(c)。

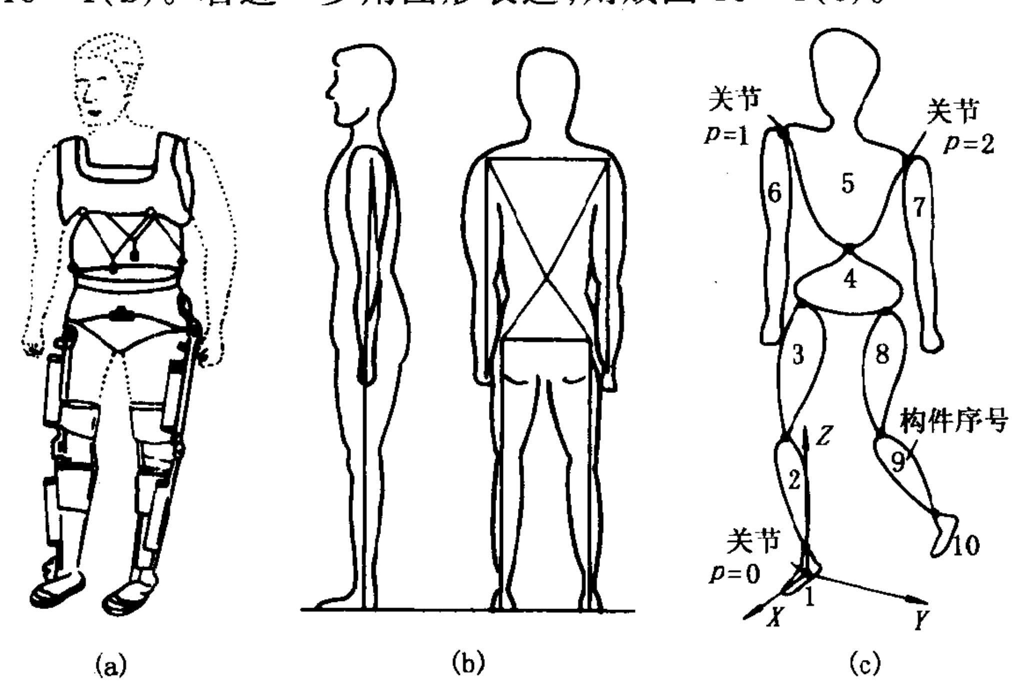


图 10-1 模型的组成

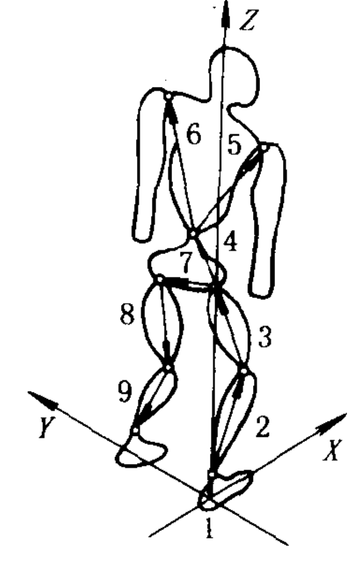
这个模型的构件数 n 为 10,按 $i=1,2,\cdots,10$ 变化。考虑力矩值的关节数为 3,按 $p=0,1,2$ 变化。如图 10-1(c)所示,这些关节是支撑点和两肩处的三点,如同后面将要说明的那样,这些关节处的力矩值都设为零。

各构件的质量和转动惯量之值表示在图 10-2(a)上。忽略惯性积并设为零。距离 d、长度 l 分别如图 10-2(b)、(c)所示。

长度的数目 m 为 9，按 $j=1,2,\cdots,9$ 变化。结构矩阵 $[\delta]$，$[\gamma]$，$[\varepsilon]$ 如下。其中，空白处均为零。这些矩阵对应于图 10－2 所示的系统，它根据各矩阵元素的定义而编制。

(a)构件的转动惯量 J　　单位($kg\cdot m^2$)

i	m	J_x	J_y	J_z
1	0.153	0.00006	0.00055	0.00045
2	0.321	0.00393	0.00393	0.00038
3	0.841	0.01120	0.01200	0.00300
4	0.696	0.00700	0.00565	0.00627
5	3.085	0.15140	0.13700	0.02830
6	0.376	0.01623	0.01623	0.00030
7	0.376	0.01623	0.01623	0.00030
8	0.841	0.01120	0.01200	0.00300
9	0.321	0.00393	0.00393	0.00038
10	0.153	0.00006	0.00055	0.00045

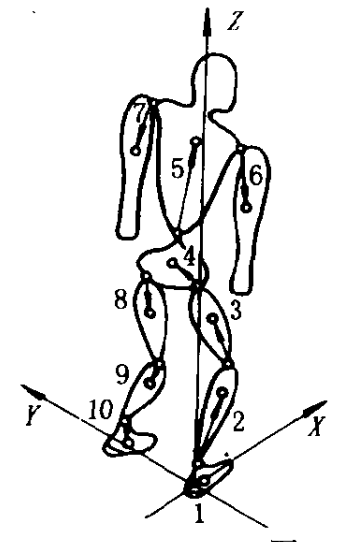


(b)距离 d　　单位(m)

i	d_x	d_y	d_z
1	0.028	0	0.035
2	0	0	0.200
3	-0.030	0	0.300
4	-0.030	0.09	0.065
5	0.035	0	0.400
6	0	0	-0.320
7	0	0	-0.320
8	-0.030	0	-0.130
9	0	0	-0.186
10	0.028	0	-0.055

(c)长度 l　　单位(m)

i	l_x	l_y	l_z
1	0	0	0.100
2	0	0	0.386
3	0	0	0.430
4	-0.045	0.090	0.080
5	0.030	-0.200	0.400
6	0.030	0.200	0.400
7	0	0.180	0
8	0	0	-0.430
9	0	0	-0.386



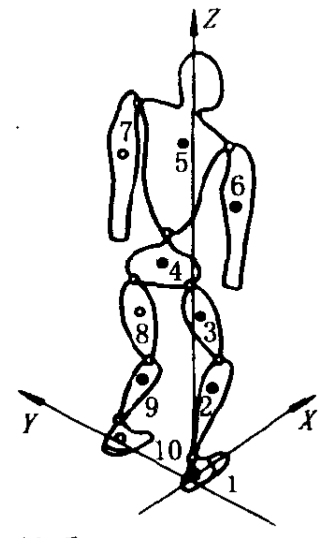
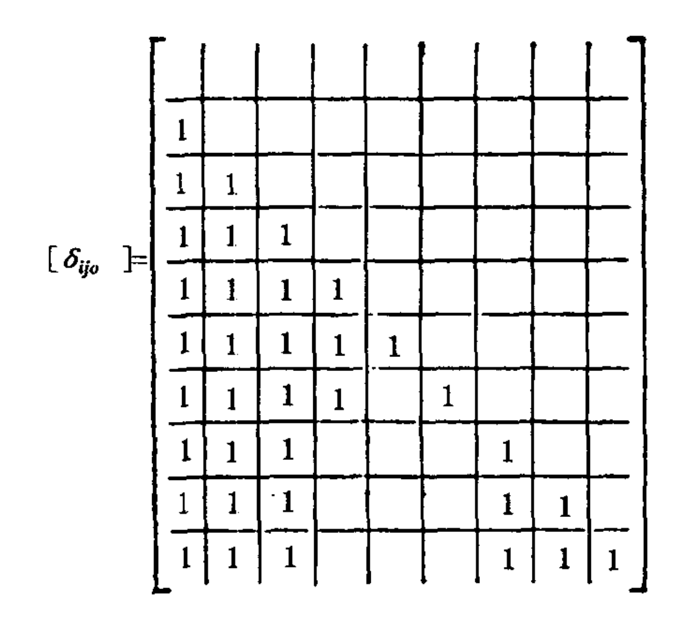
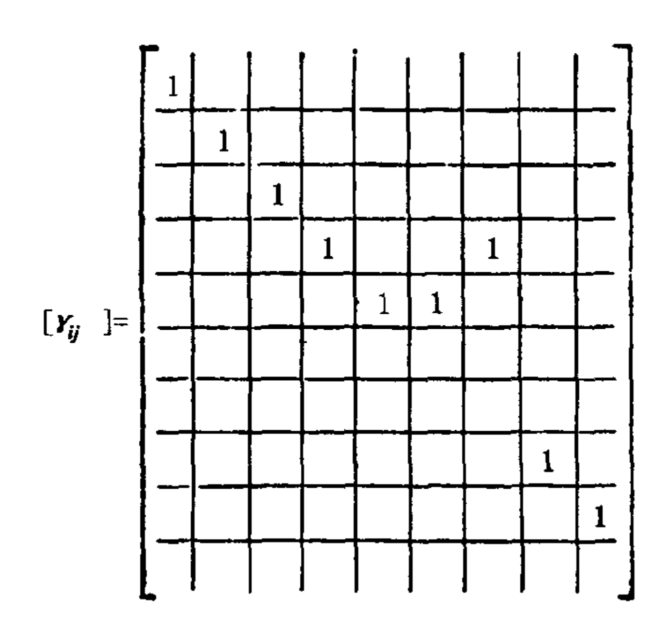


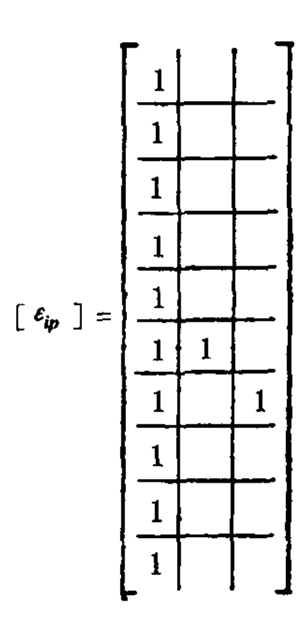
图 10－2　构件的物理性质



$[\delta_{ij1}]=[0]$

$[\delta_{ij2}]=[0]$



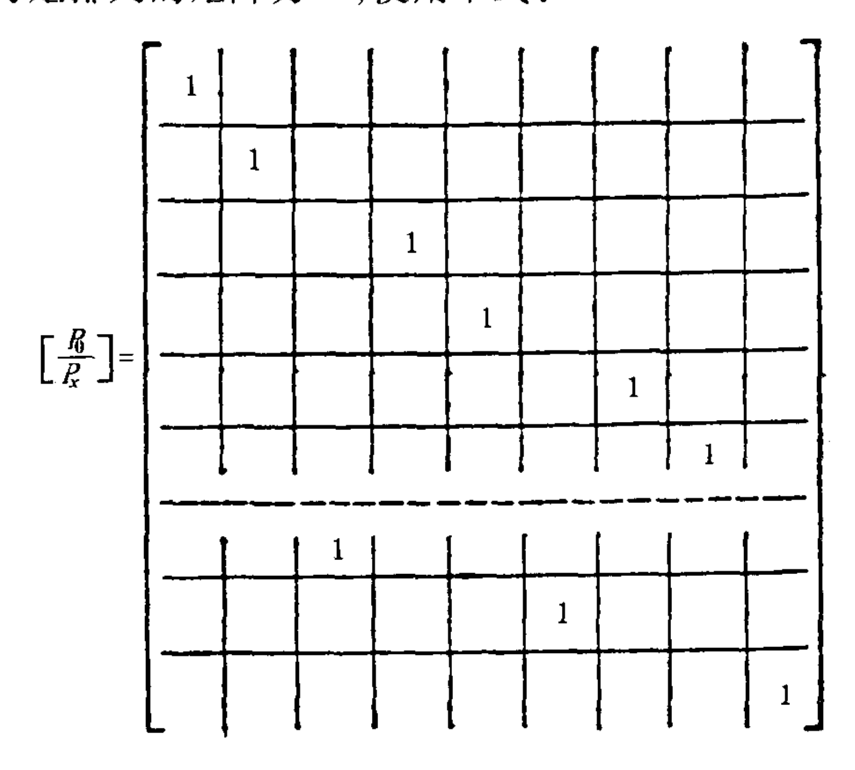


矩阵$[\alpha]_p$根据式(3－33)编写,所使用原数据如下:

p	$[l\ m\ n]_{p,1}$	$[l\ m\ n]_{p,2}$	$\beta(p,1)$	$\beta(p,2)$
0	[1 0 0]	[0 1 0]	0	0
1	[1 0 0]	[0 1 0]	5	6
2	[1 0 0]	[0 1 0]	5	7

力矩值M_1,M_2对$p=0,1,2$均设为零。也就是说,设想肩关节是从动的,而手臂部分作为振子而摆动。另外,就支撑点处的关

节来说，根据ZMP的假定也可以认为是这样。其次关于 M_3，假定在支撑点处步行面的摩擦力足够大，并且假定对于臂的扭转有足够的阻力，那么在 $p=0,1,2$ 的任何场合，其数值都不变。设用以替换力矩排列的矩阵为 P，使用下式：



由于目的是要实现所指定的步行姿态，所以大部分构件的运动为已知。待定的运动则根据平衡条件或从动关节的条件确定。所有欧拉角均为零时，构件的位置如图10－1(b)所示。欧拉角的已知部分和未知部分的区分如下：

(1)设角度 $\theta_2,\theta_3,\theta_8,\theta_9$ 的值相同，下面用 θ 表示。设这个角度的运动未定，但它对左右方向的平衡条件起着重要的作用(参见图10－3)。

(2)下面将角度 ψ_5 表示为 ψ。设这个运动也是未定的，但它对前后方向的平衡条件起着重要的作用(参见图10－3)。

(3)设角度 $\theta_6,\psi_6,\theta_7,\psi_7$ 也为未定。这些不仅确定从动臂的运动，而且也影响到整个系统的动力学。

(4)设角度 $\theta_1,\phi_1,\phi_2,\phi_3,\theta_5,\phi_5,\phi_6,\phi_7,\phi_8,\phi_9,\theta_{10},\phi_{10}$不运

动，经常为零。

(5)角度 $\psi_1,\psi_2,\psi_3,\theta_4,\psi_4,\phi_4,\psi_8,\psi_9,\psi_{10}$的运动根据各种步行姿态确定。对于平地步行、上阶梯、下阶梯这三种情况，将这些角度在步行的半个周期内随时间的变化表示在图 10－4、图 10－5、图 10－6 上。

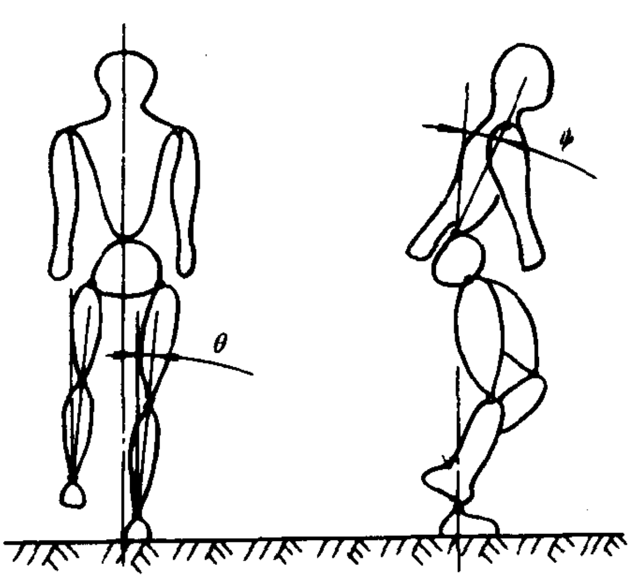


图 10－3 主要的未知角度

上述的步行姿态是有代表性的情况。即使是对同一种步行姿态，其步行速度也可以调节。为此，把比例系数 S、一个周期所需要的时间 T 作为参数进行分析。S 定义为角度的比值，T 的单位用秒表示。为将角度按已知部分和未知部分分开排列，变换矩阵 R 变成下式：

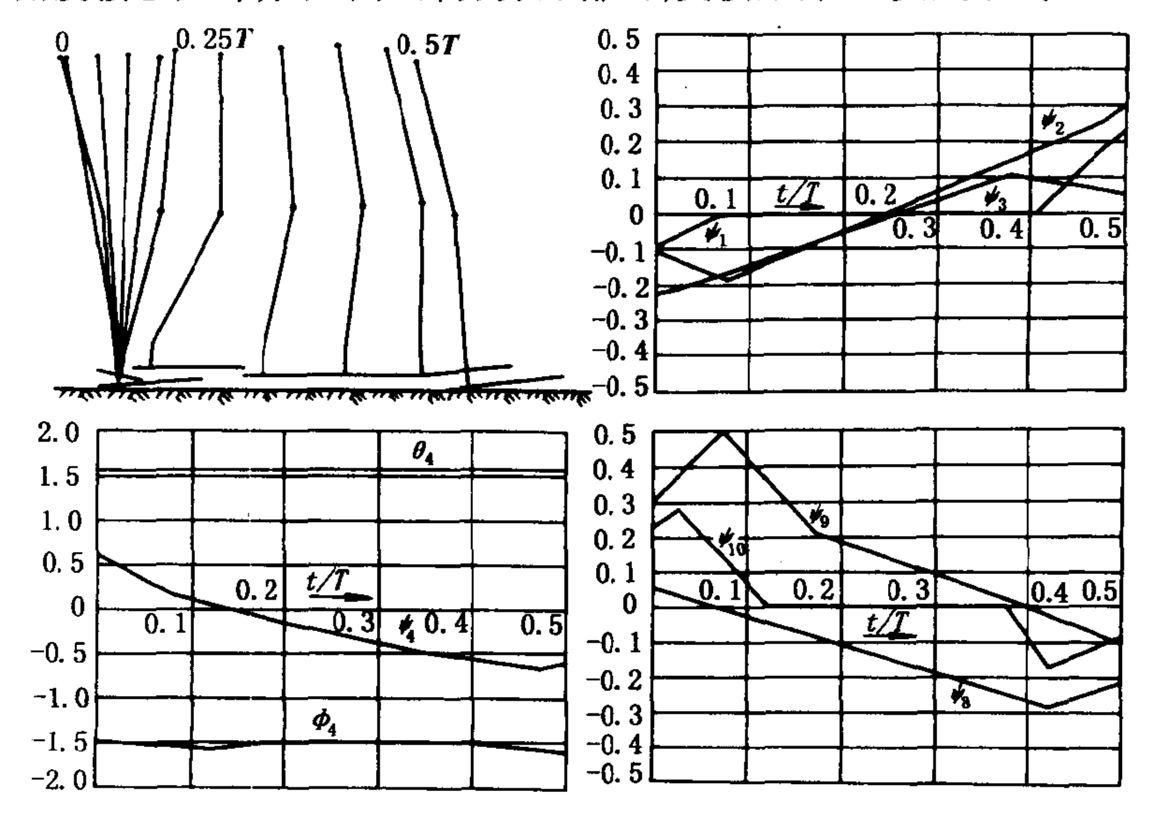


图 10－4 平地步行时的数据

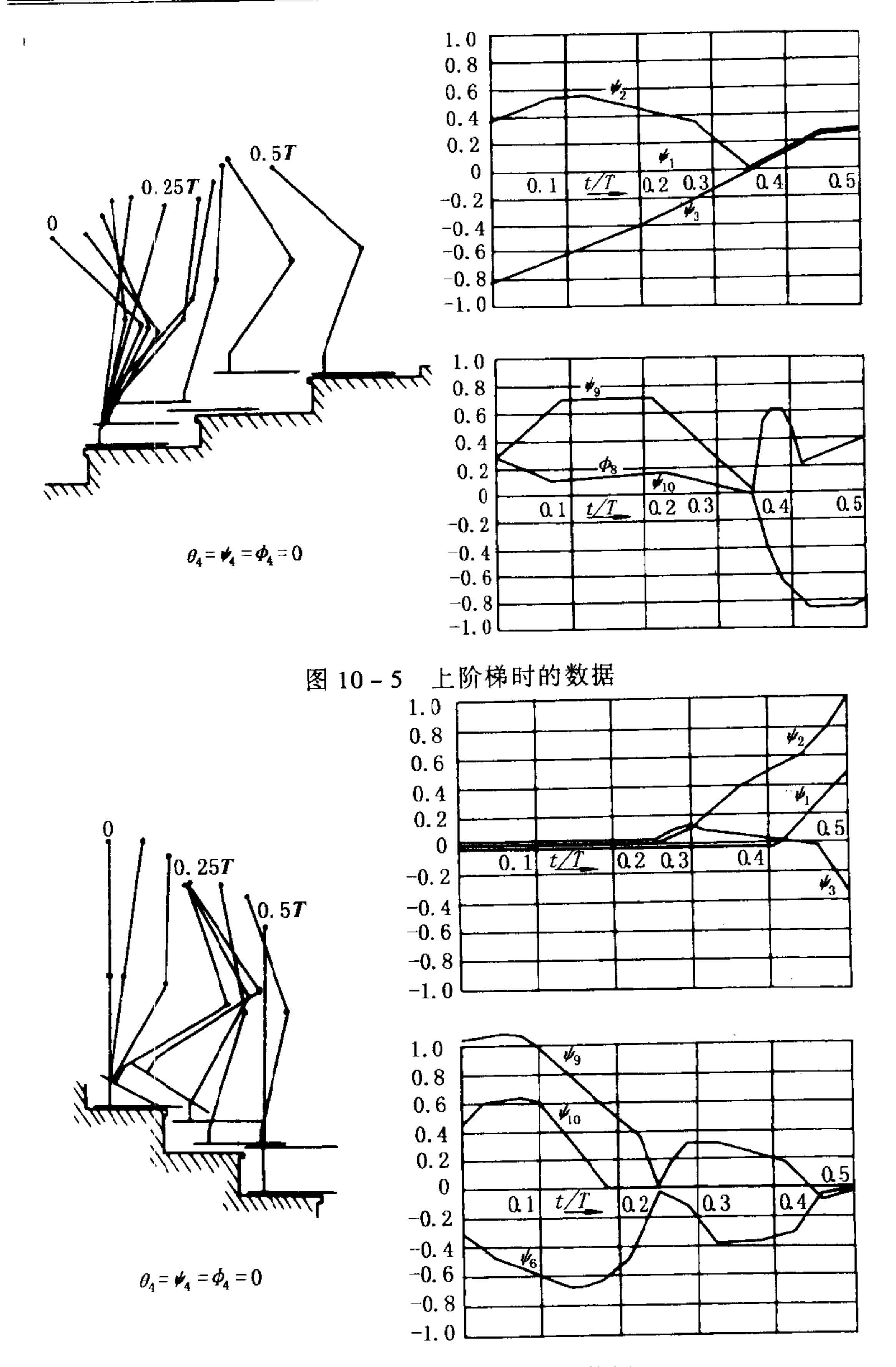
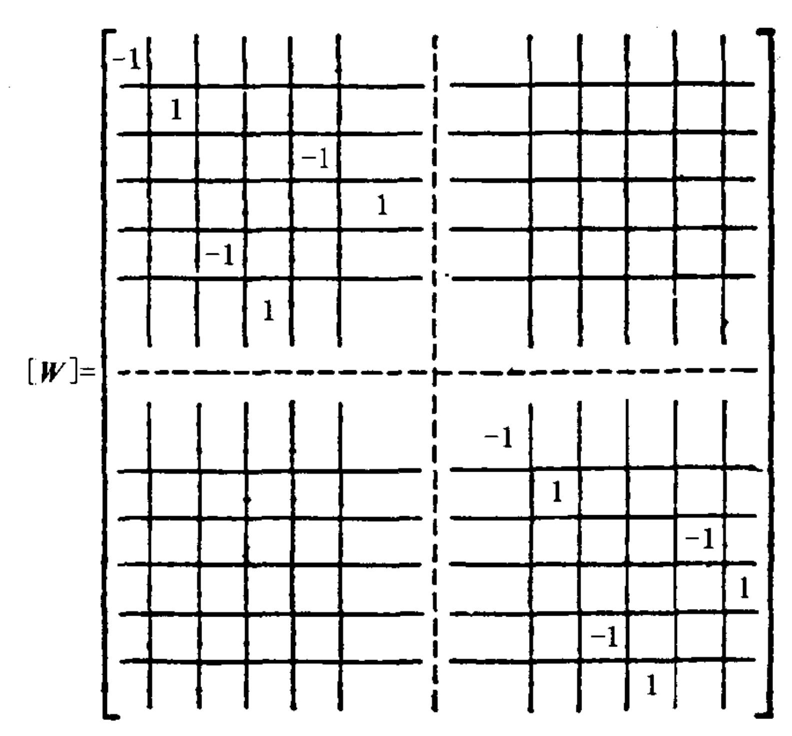


图 10－5　上阶梯时的数据

图 10－6　下阶梯时的数据

$$
[R_0 \vdots R_x] = \left[\begin{array}{ccccccccccccccccccccc:cccccc}
1&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&& \\
&1&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&& \\
&&1&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&& \\
&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&1&&&&& \\
&&&1&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&& \\
&&&&1&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&& \\
&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&1&&&&& \\
&&&&&1&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&& \\
&&&&&&1&&&&&&&&&&&&&&&&&&&& \\
&&&&&&&1&&&&&&&&&&&&&&&&&&& \\
&&&&&&&&1&&&&&&&&&&&&&&&&&& \\
&&&&&&&&&1&&&&&&&&&&&&&&&&& \\
&&&&&&&&&&1&&&&&&&&&&&&&&&& \\
&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&1&&&& \\
&&&&&&&&&&&1&&&&&&&&&&&&&&& \\
&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&1&&& \\
&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&1&& \\
&&&&&&&&&&&&1&&&&&&&&&&&&&& \\
&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&1& \\
&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&1 \\
&&&&&&&&&&&&&1&&&&&&&&&&&&& \\
&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&1&&&&& \\
&&&&&&&&&&&&&&1&&&&&&&&&&&& \\
&&&&&&&&&&&&&&&1&&&&&&&&&&& \\
&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&1&&&&& \\
&&&&&&&&&&&&&&&&1&&&&&&&&&& \\
&&&&&&&&&&&&&&&&&1&&&&&&&&& \\
&&&&&&&&&&&&&&&&&&1&&&&&&&& \\
&&&&&&&&&&&&&&&&&&&1&&&&&&& \\
&&&&&&&&&&&&&&&&&&&&1&&&&&&
\end{array}\right]
$$

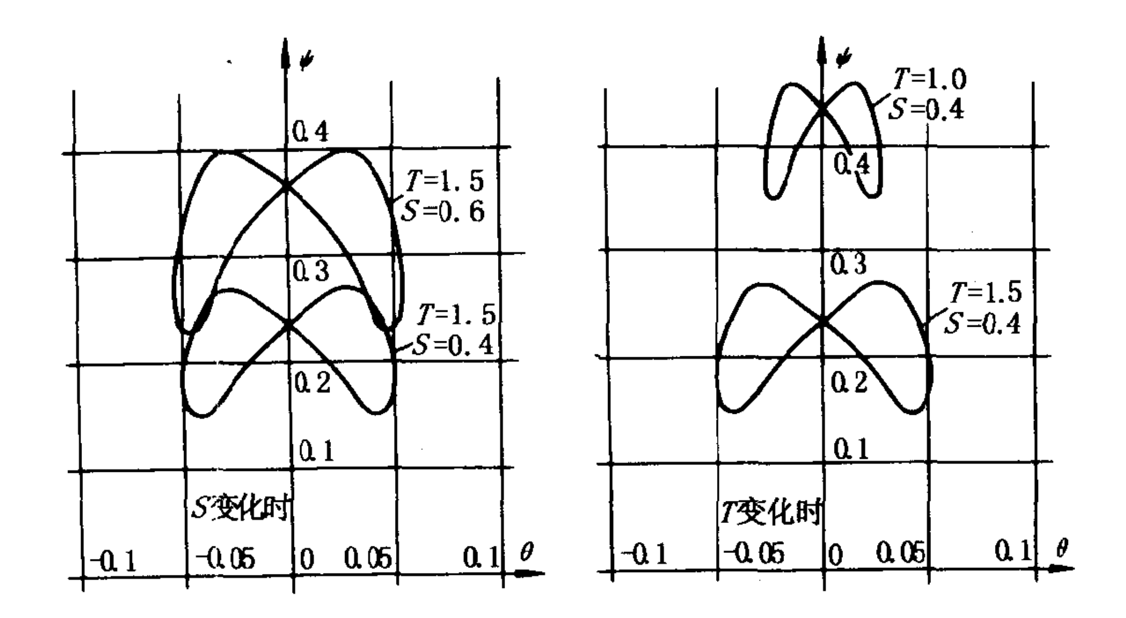
用逐次逼近法求解,假定适当的初始条件作为初始的近似解。式(3-45)用 Hamming 的改进型预测校正子法进行积分。在求第一次近似解时,利用了这个结果。根据式(3-52)对初始条件进行校正,这时使用的矩阵[W]如下:



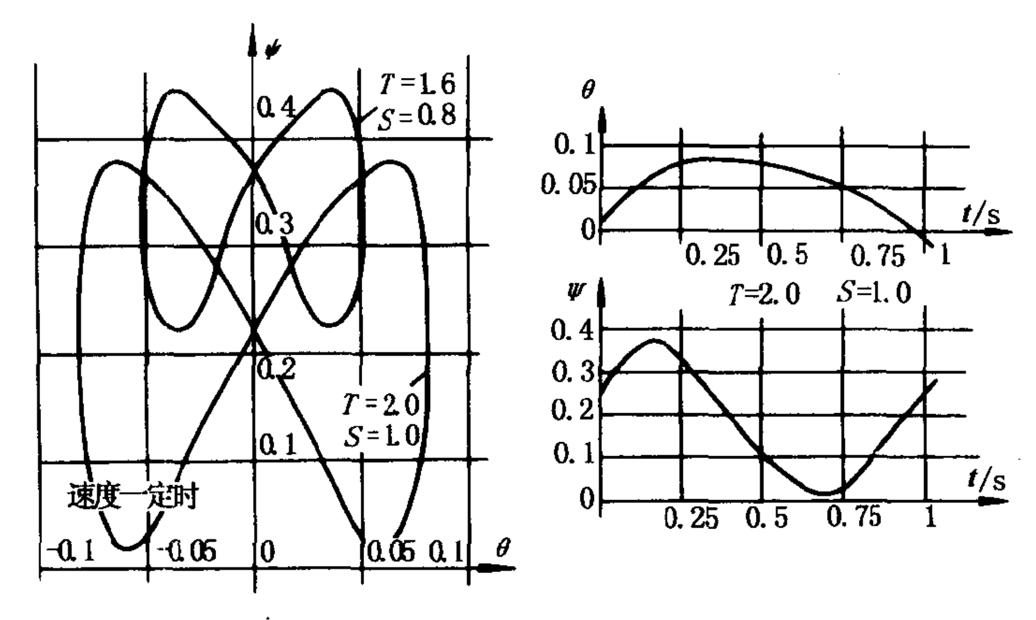
响应矩阵[U]是用对应于各近似解的有限幅求得的。也就是说,使初始条件按阶梯状依次变化,预先记下这种情况在终点处的数值变化,然后再根据这变化计算响应。待初始条件全部变化之后,求出响应矩阵,解出式(3-52)。重复进行这个步骤,直至以所需的精确度满足边界条件为止。

对于平地行走,上阶梯及下阶梯的计算结果,分别表示在图10-7、10-8、10-9上,并且把使比例系数 S 和一周期所需时间 T 改变时的补偿运动表示在 $\theta-\psi$ 平面上。另外,也给出了 $\theta(t)$, $\psi(t)$的曲线。

这些结果是针对不专门考虑被动地连结在上躯体的那部分构件时的结论。我们知道,如果步行循环加快,则为了使从动构件的运动稳定,就必须加入适当的阻尼。也就是说,如周期时间接近于从动构件的固有振动周期,就要发生共振现象。



(a)平地步行时的补偿动作(Ⅰ)

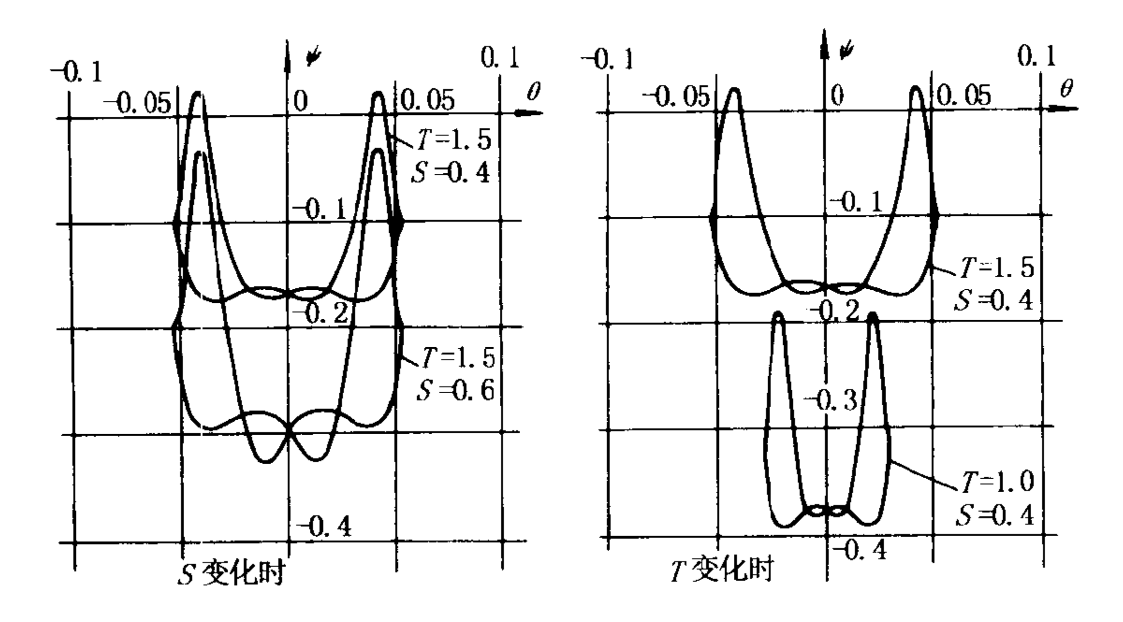


(b)平地步行时的补偿动作(Ⅱ)

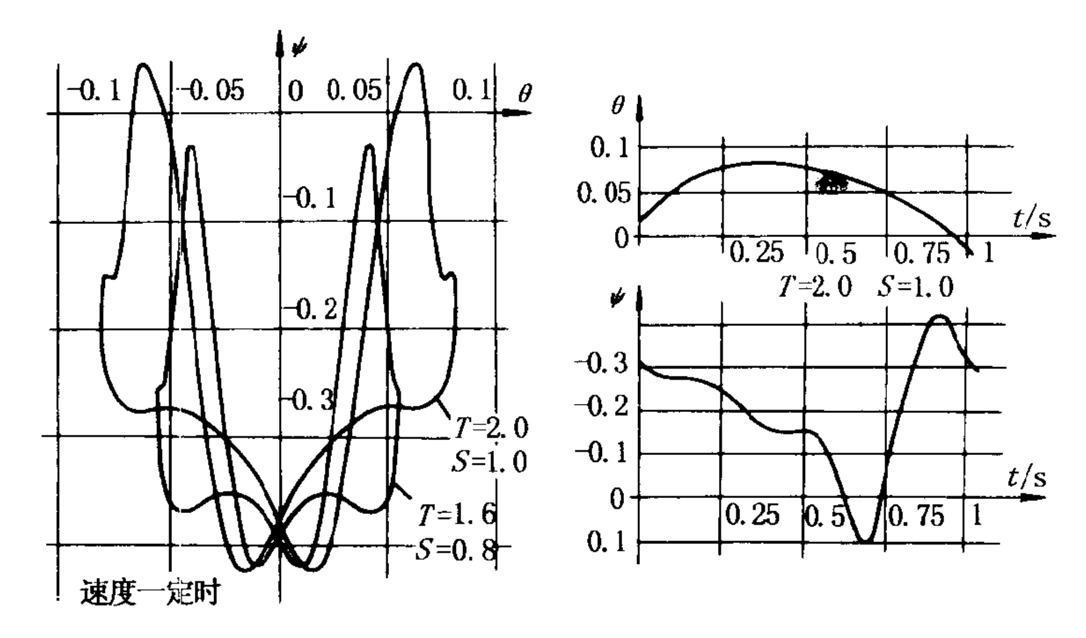
图 10-7 平地步行动作补偿

10.2 步行机器人

美国康奈尔大学的 Mizen 教授于 1963 年制造了非动力型外骨骼结构。这种机械以详细地记录人体的所有动作(但头、手、手



(a)上阶梯时的补偿动作(Ⅰ)

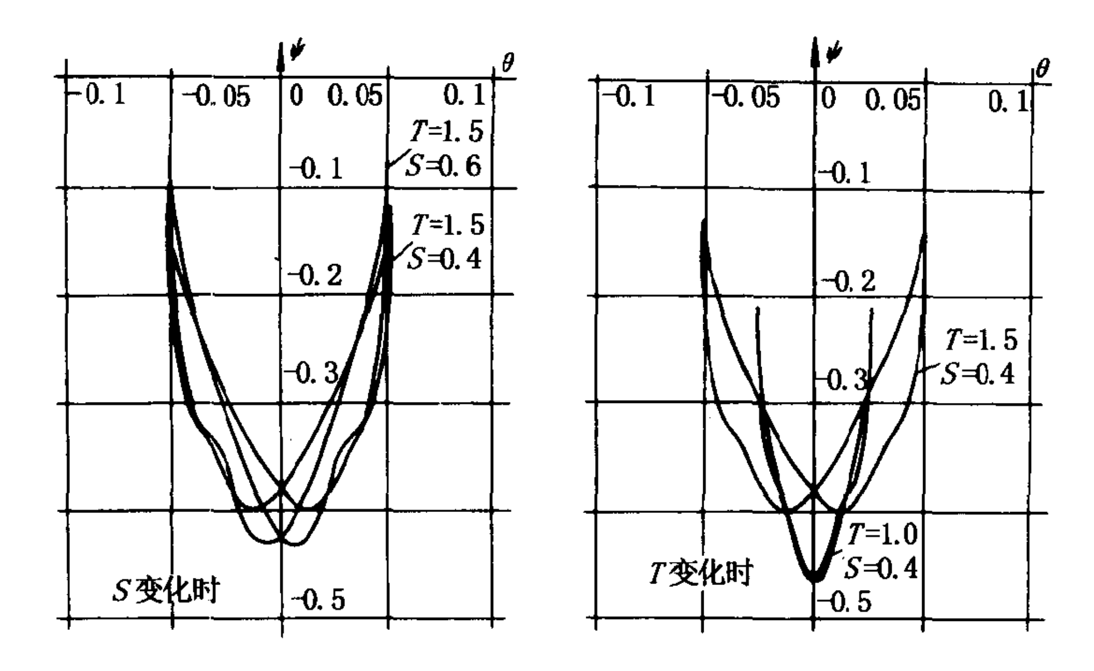


(b)上阶梯时的补偿动作(Ⅱ)

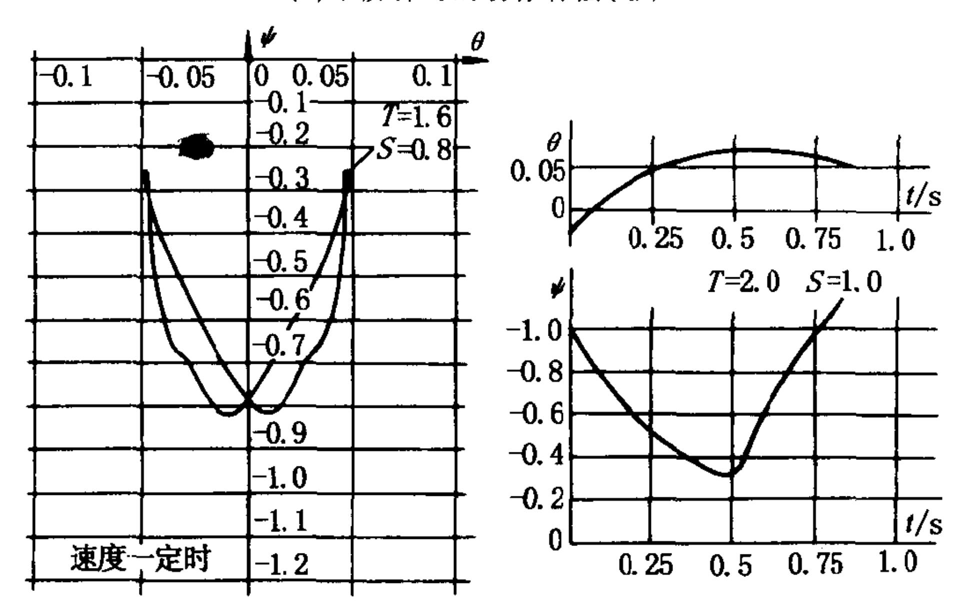
图 10-8 上阶梯时的动作补偿

指、脚尖的动作除外)为目的而制造的。该实验结果对为利用这样的结构来设计实现人的动作的动力型外骨骼结构,提供了重要的数据。

1967 年,R. 麦吉和 A. 弗兰克在南加州大学设计了以“加利福尼亚马”而闻名的四足步行机械。用电马达驱动的这种机械系



(a)下阶梯时的动作补偿(Ⅰ)



(b)下阶梯时的动作补偿(Ⅱ)

图 10-9 下阶梯时的动作补偿

统,各脚都具有两个活动度(髋关节和膝关节),而四个髋关节的横向都各有一个被动自由度。根据有限状态控制法,可能有两种形式的步行。

小跑:由于不稳定状态的时间最小,所以在摆动相的脚动作迅速;根据运动时速度的动态效果,可能有比较稳定的步行。

爬行：无论在哪个瞬时，均为三足着地，这是一种超静定状态（看看足部的形状就知道，稳定的支撑只用两只脚就足够了），其结果就有一只脚通常在滑动。其它形式的步行没有试过。

通用电气公司的 R.S. Mosher 和美国陆军的 R.A. Liston 一起，研究了四足运输装置（参见图 10-10）和两足型机械系统（图 10-11）。结果试制了具有 230kg 运输能力、能乘坐一名驾驶员、高度 3.7m、质量 1 360kg 的步行机械系统（图 10-12）。这是一个使进入操作室里的四个指令杆跟随驾驶员手臂和脚动作的液压驱动随动系统。安装在驾驶员手臂和脚上的位置传感器检测他的动作，液压伺服马达驱动运输机的四只脚，使四只脚的动作和驾驶员手足的动作相同。这种运输机采用双向力反馈机构。驾驶员坐在驾驶室里就能凭感觉知道作用在机械脚上的力有多少。运输机能上下阶梯，而且既能用一只脚从泥中提起小交通工具，又能不踩坏电灯泡。

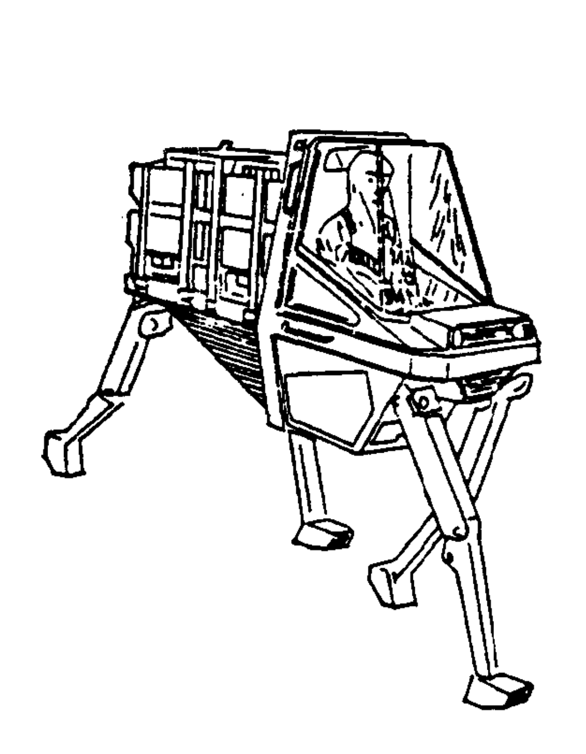


图 10-10　步行卡车概念图

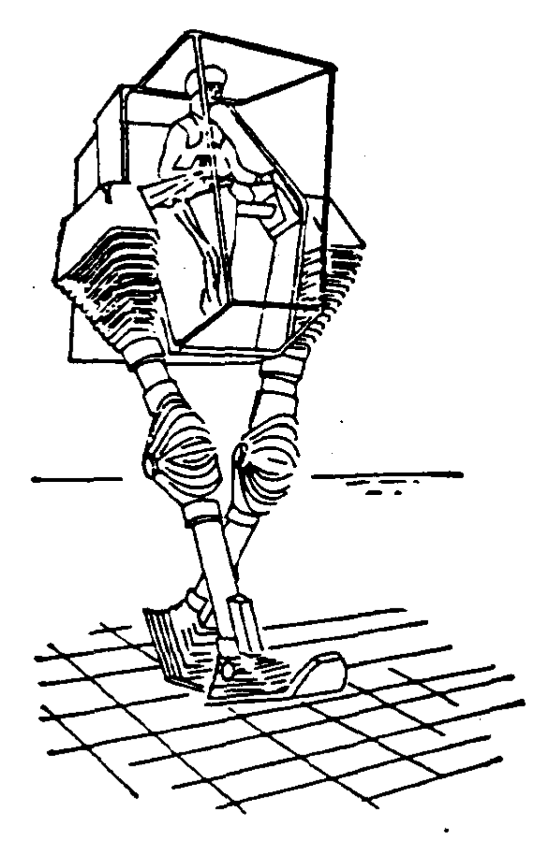


图 10-11　两足步行机械

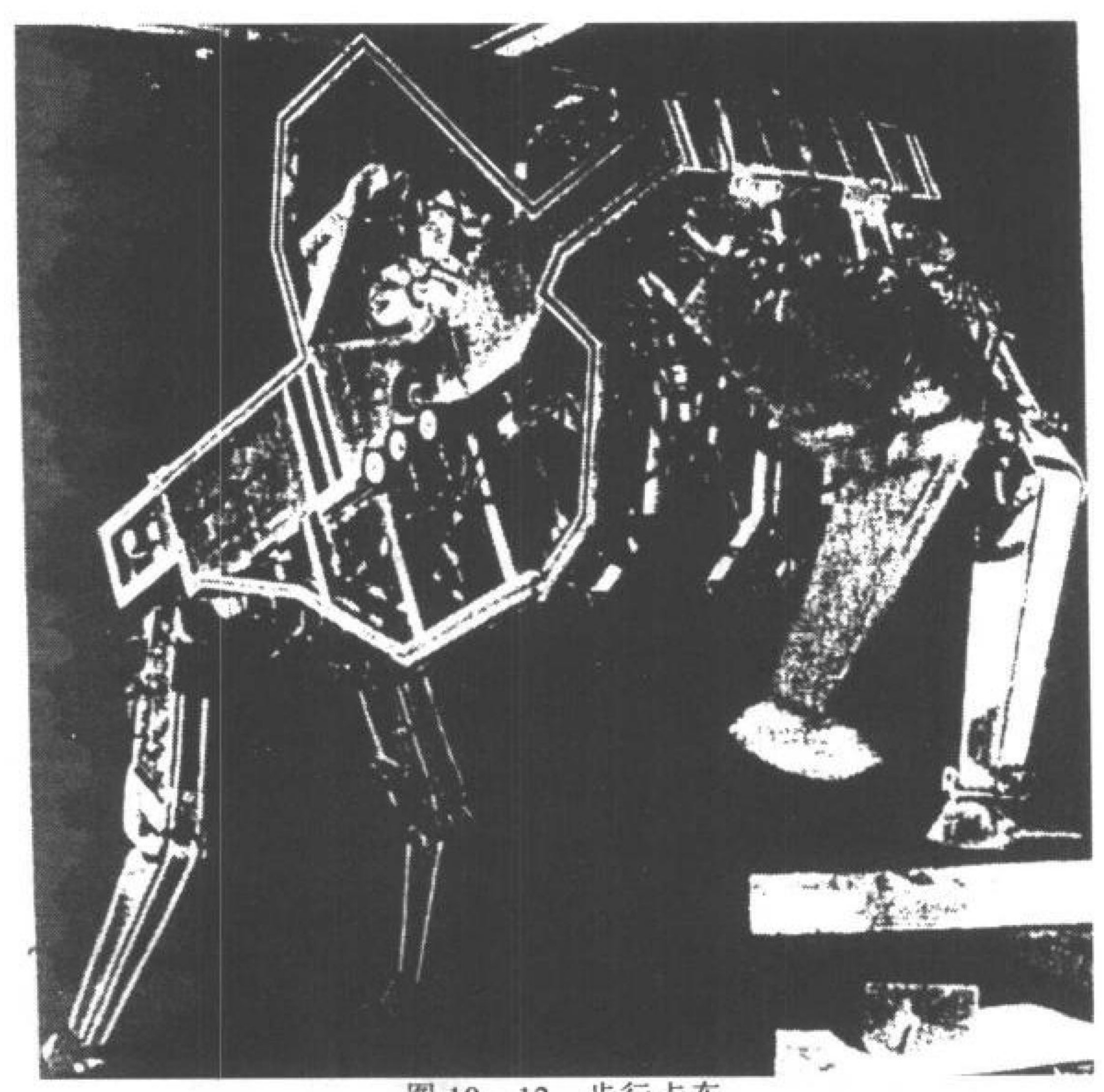


图 10 - 12 步行卡车

这种步行机械系统的重要之处，不在于显示对步行运输机控制方案方面的探讨，而在于表明要制造有用的大型步行运输机，用当时的现有硬设备是足够的。

空间通用公司的 J.D. Mckenney 和 W.C. Baldwin、J.V. Miller 尝试研制了多足步行机械(图 10 - 13)。这种机械以探索行星为目的，其机构具有固定程序。他们还制成了椅子型步行机械系统的原型(图 10 - 14)，作为截瘫患者的步行辅助装置。固定程序依靠特殊形状的凸轮来实现，凸轮由电马达驱动。依靠该固定程序，大体能上下阶梯，但这只限定于某种特定形式的阶梯。在方向转换方面，还多少存在问题。

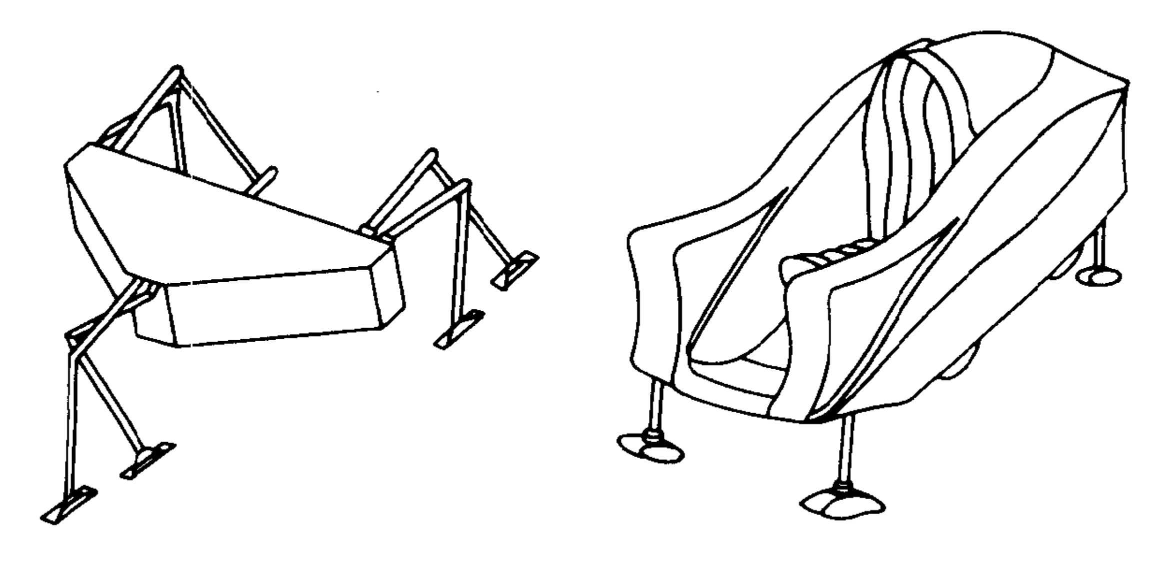


图 10－13　程序式多足步行机械　　图 10－14　截瘫患者用的步行椅子

英国的 J.I. Hall 和 D.C. Witt 提出自动保持稳定的动力型步行机械(图 10－15)。这种步行机械具有由直动型促动器伸缩的脚。实际上,直动型促动器本身就是这个装置的脚,而动力源用液压。此外,各脚的伸展由位置伺服系统控制。依靠设置在髋部的一台摆动马达,能得到各种步幅;如一边的脚相对于躯干向前方运动,则另一边的脚就同样地向后方运动,它们用齿轮连结。

其控制系统分成三个环节(图 10－16),促动器的位置控制系统属于最低环节。其上位环节具有以下两个作用:

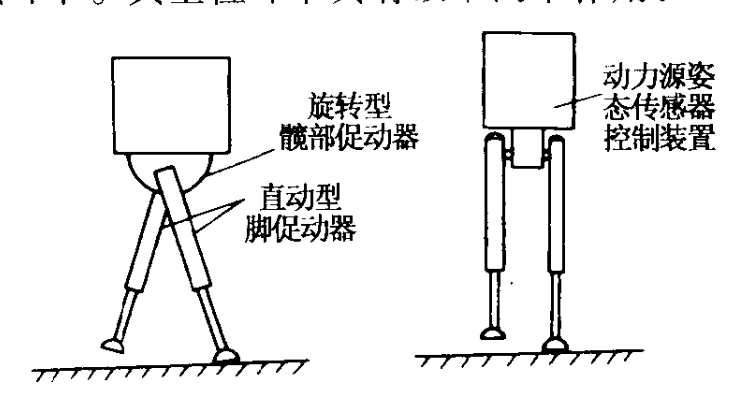


图 10－15　Witt 步行机械概念图

(1)横向模式。从横向倾角(或它的微分值)传感器和足底压力传感器得到信号,而后根据其结果向右脚或左脚发出支撑的指令。

在该装置开动起来,使机械主体倾斜而即将通过垂直轴之前,改变指令,如果是向左侧倾斜,就稳定地站立在左脚上。反之也一样。

(2)前后方向模式。由测定前后方向倾斜的姿态(或角速度)传感器得到信号,并考虑起步脚和支撑脚之间的夹角,从而产生为达到所需步幅的起步时间的积分值信号。

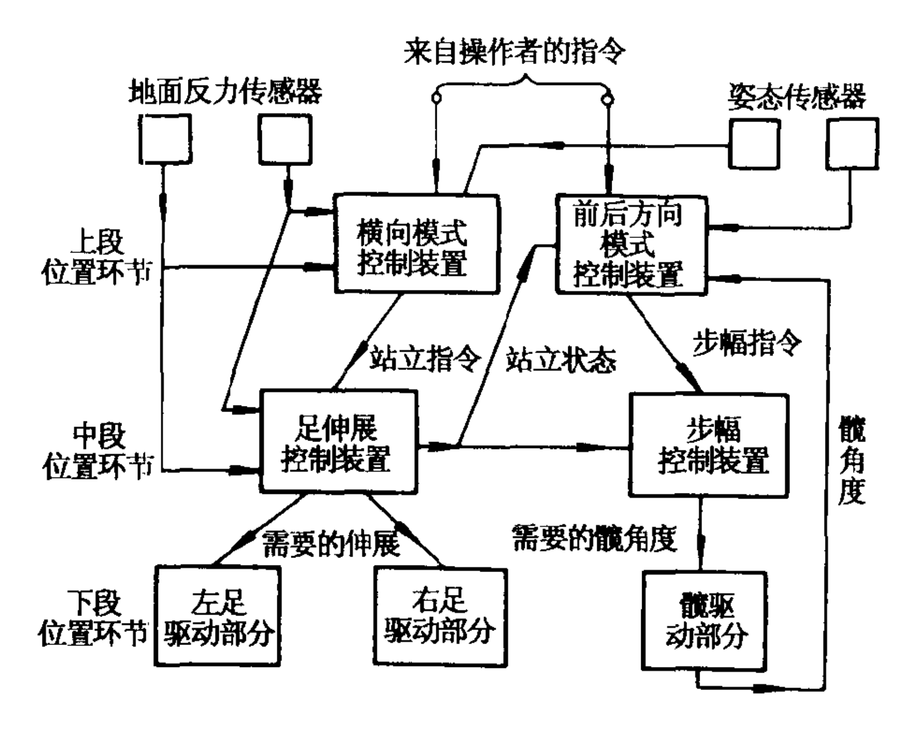


图 10-16 控制的基本结构

在这些中段位置环节中,把从上段位置环节来的指令变换成促动器的输入信号。在横向模式中,它们还起着发出脚的伸展信号的作用,该信号使所要求的脚着地,支撑负荷,而同时使起步脚充分离地。最初,测定倾斜角的传感器,是安装在外侧万向接头上具有角度传感器的两自由度回转仪。这时,和角度同样需要的角速度,是通过对除去杂波的低通滤波器微分而得到的。但是,回转仪耗费动力、价高、起动时间长。这对它的应用(特别是用于假肢时)是不利的。于是,对于开发利用惯性力检测角度和角速度的仪器,作了各种各样的尝试,后来利用了其中极类似于人类的三半规管的仪器,也就是根据管中黏性流体的位移来检测角速度的装置。这个装置的频率特性没扩展到零。这意味着如果突然增加一定的

角速度，虽然它的输出正确地显示阶跃状态的变化，但随后将按指数函数的规律衰减到零。然而，尽管存在这样的缺点，当该角速度传感器配合足底压力信号一起使用时，这种机器在横向平面内动作稳定。

10.3　仿蛇系统

日本东京理工学院的 Hirose 教授对仿蛇系统进行了大量的研究。他们研制的仿蛇样机如图 10-17 所示，它共由 20 个关节组成，全长 2m，重 28kg。每个关节由直流电机驱动，伺服系统由电位器耦合的电机系统构成。

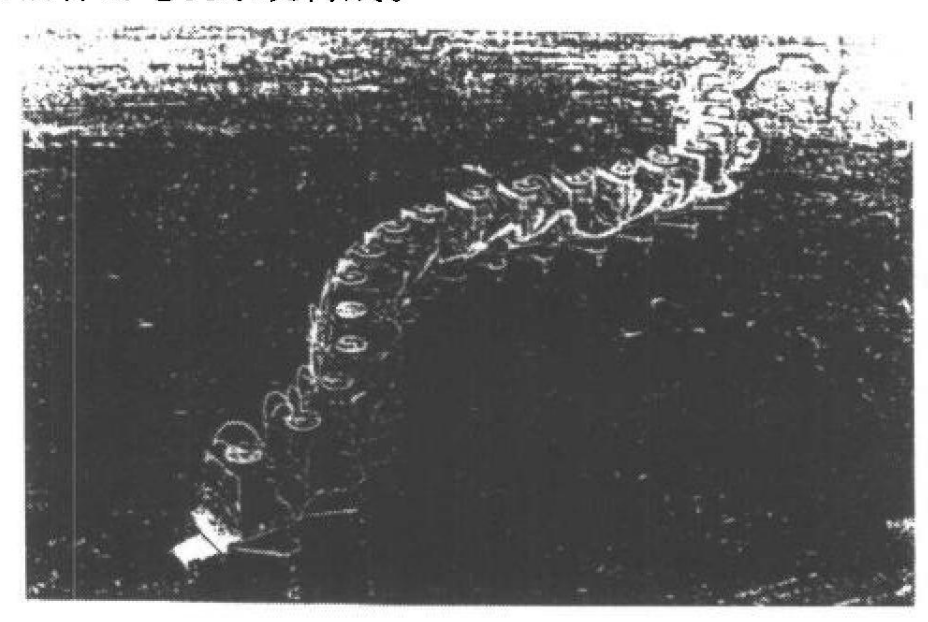


图 10-17　样机主体

借助图 10-18 和图 10-19 说明关节的弯曲机制。由中央控制器发出弯曲命令，通过放大器驱动①处的直流电机，转速经过减速齿轮变换并传送到固定在法兰⑤上的连接板④，从而起动机座③旋转。直流电机安全地固定在机座上，机座由连接板相互连接。旋转角度由电位器⑧调节，并作为反馈信号送到每一部分安装的放大器上。

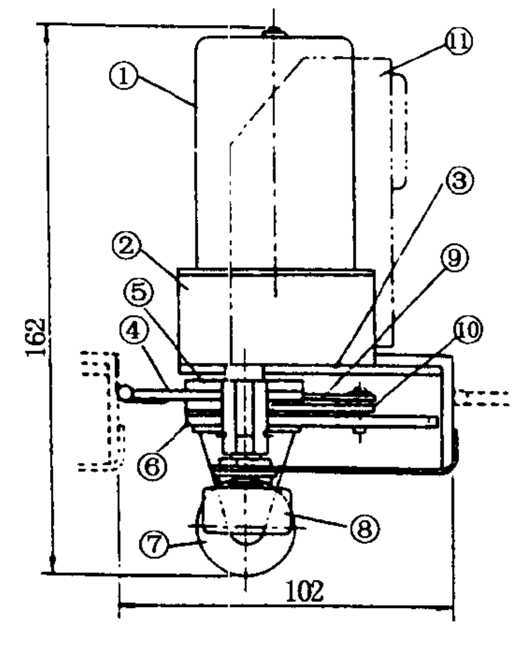



图 10-18 关节侧视图

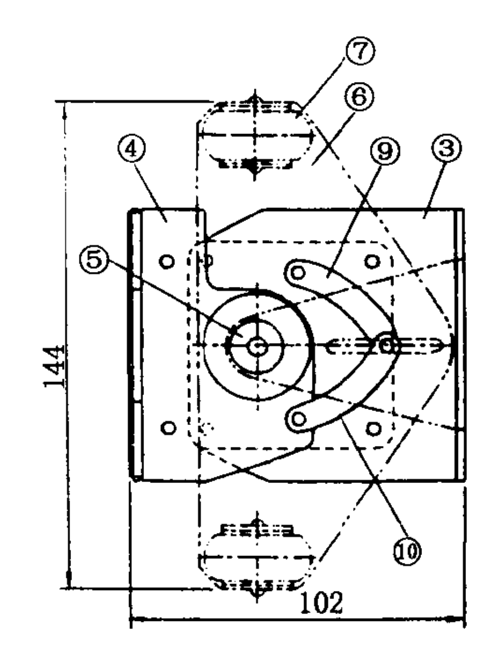


图 10-19 关节俯视图

带有一对脚轮⑦的脚轮板⑥附着在法兰⑤上以确保自由转动。⑨和⑩通过中介轴将机座和连结板连结起来，中介轴通过脚轮板的槽缝。中介轴负责转动脚轮板。

借助于这个连结机制，确保脚轮的角度为连结板④和机座③之间的夹角的一半，并跟踪一条近似连续的爬行曲线。这是阻止由关节长度引起离散误差的最简单最有效的方法。

样机所用脚轮的摩擦系数为 $\mu_t = 0.034$，$\mu_n = 0.56$（从实验所得的平均摩擦系数是在漆布上测得的）。

当运动是在漆布地面上进行时，$\mu_t = 0.034$，一个关节的质量是 $W = 1.4\ \mathrm{kg}$，爬行速率 $v = 40\mathrm{cm/s}$，这时驱动器功率 $P \geqslant 0.74\mathrm{W}$。换句话说，只1W就够了。实验所用电机的额定功率是10W，显然还有很大的余量。

整个系统分为三个部分，如图 10-20 所示。

(1)用角度信号控制关节的中央控制系统；

(2)将信号从前面关节传到后面关节的信号延迟传递装置；

(3)响应角度命令的关节伺服系统。

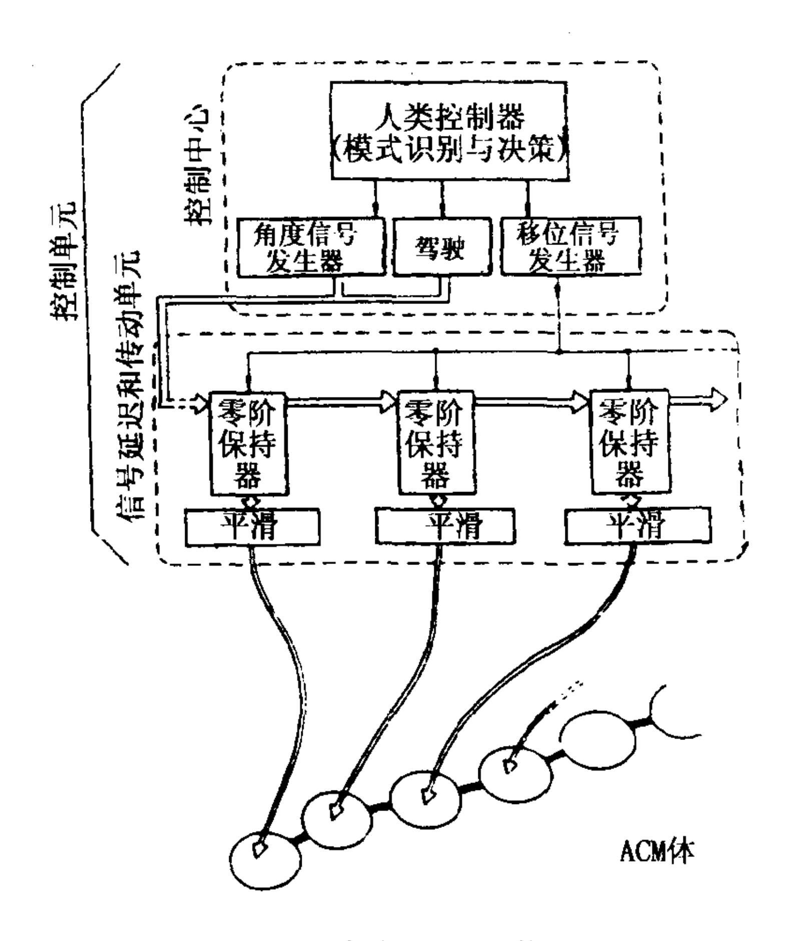


图 10-20　仿蛇样机的控制系统

中央控制系统由一个基本的正弦波发生器，一个用于修正正弦波偏差的手动驾驶装置以及一个用于信号转变的脉冲发生器组成。当在平坦表面产生沿直线的蛇型运动，仅由正弦波发生器的输出即可完成；但当运动方向需要变化，或需要响应从触觉传感器得到的反馈信号来改变滑行形状时，控制系统需包含一个用于纠正基本正弦波的驾驶装置，这个驾驶装置通过在基本正弦波信号上附加一个信号来达到上述目的。

为了实现自主运动，需要能够处理视觉和触觉传感信息的决策机制，来识别运动环境的模式，改变运动模式和运动方向。

下面来讨论系统的信号延迟与传递机制。由中央控制器提供的角度信号从前往后相继转换产生爬行运动所独具的波传递。有许多不同类型的神经系统产生波运动转换。例如蚯蚓，它的收缩波信号借助于机械的脉冲序列从头传递至尾。也有一些系统由中

枢神经系统产生信号，并依次有规则地传递给每个运动神经元。如水蛭和鱼的运动神经系统就能产生类似的周期性脉冲信号。在人工爬行机械系统中采用相关动物的信号传递与延迟机制看来是合理的。基本的选择是：机械方法；磁带方法；Pade′方程近似方法；数字信号方法；电容记忆方法。这里我们采用电容记忆方法，即在电容中保存角度信号。这是一个简单的方法，而且容易附加信号。

样机中所用的实际电容记忆电路如图 10－21 所示。一个零阶保持电路用于相继变换和保持与移动脉冲同步的运行。由于所传递的角度命令信号是阶跃零阶保持波信号，传递给关节伺服驱动器的信号以参考角度值的形式通过一阶延迟单元被平滑。

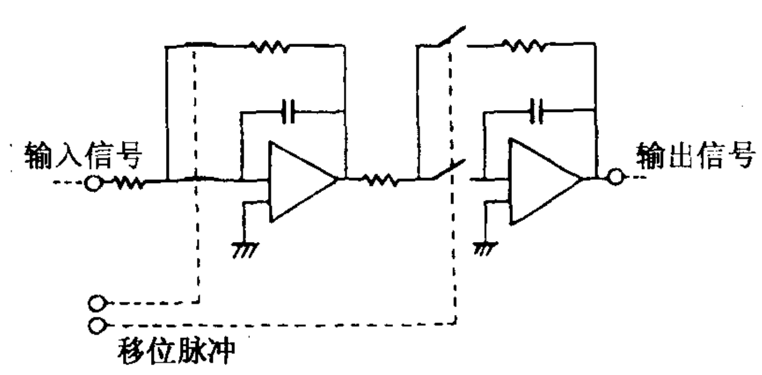


图 10－21 样机中所用的零阶保持系统

每一关节的伺服系统都有一个模拟加法器和一个简单的电阻除法器(如图 10－22 所示)。加法器用来测量由控制器产生的角信号参考值与由电位计获得的角信号反馈值之差，并向伺服驱动器发出运动信号。系统的电路常数，由于电位计电阻变化对负载的影响会产生大约 ±0.2% 的误差。所用放大器是 Sanyo Hybrid IC STK－020，具有最大功率 10W 和 ±12V 和的电压输出。

样机的全部运动控制原理如图 10－22 所示。控制装置和电源的功率还可以优化配置。它们被安装在有轮小车上，通过缆线将单独的关节连结成爬行机。

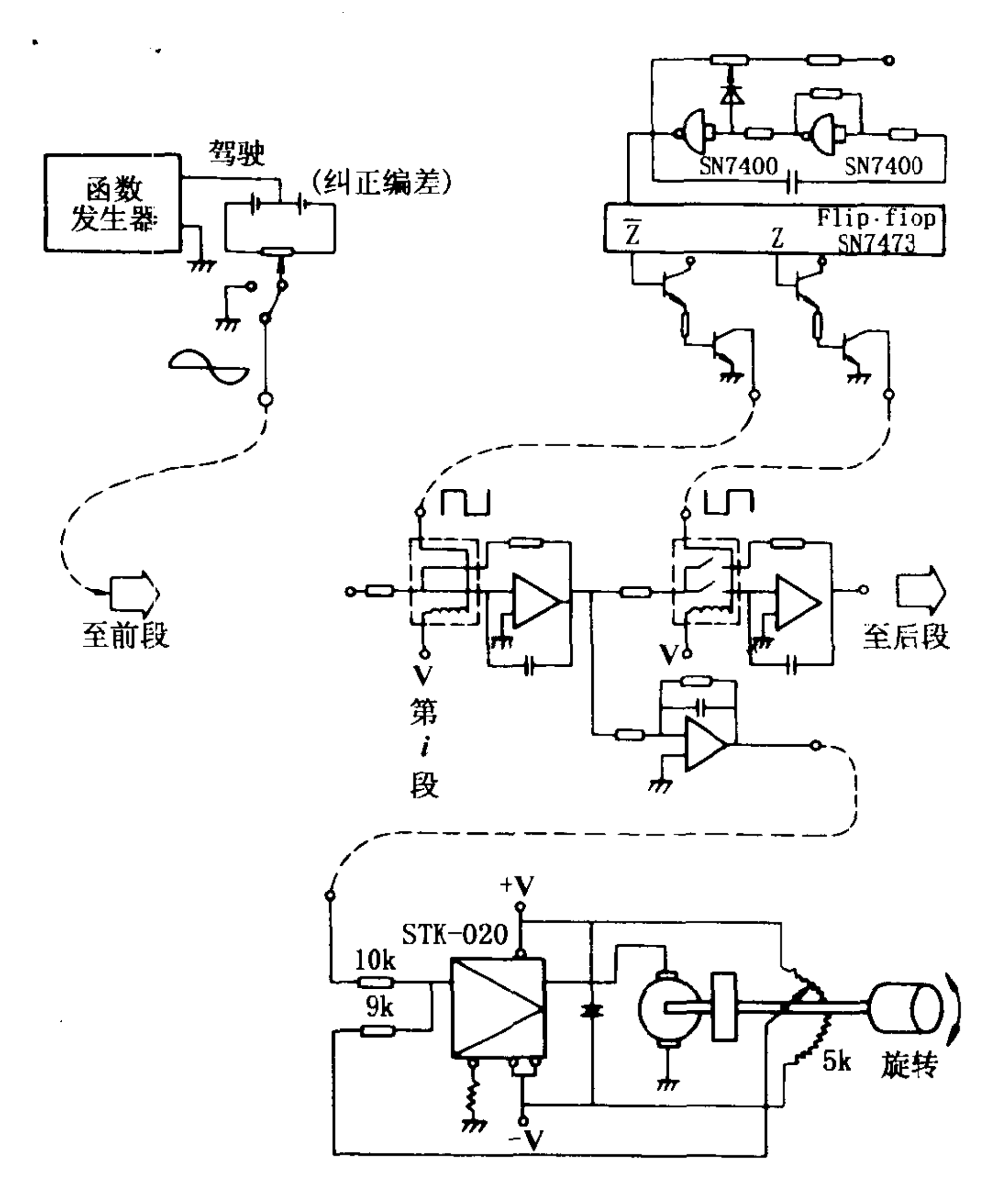


图 10－22 仿蛇系统的控制系统的完整电路

10.4 人工脑

日本 Oita 大学的 Sugisaka 教授对人工脑(ABrain)作了大量的研究。如图 10－23 所示,从传感器发出的刺激信号传到人工脑神经系统的认识神经网络子系统,这称为人工脑的认知部分;其次,人工脑的认知结果传导到脑神经系统的思考神经网络子系统,

思考决策的结果决定了将采取什么样的行为,这称为人工脑的思考与决策部分;第三步,决策电路的输出传递到脑神经系统的行为神经网络子系统,这称为人工脑的行为部分;最后,从人工脑发出的行为刺激信号传递到执行机构使整个系统实现预定的行为目标。

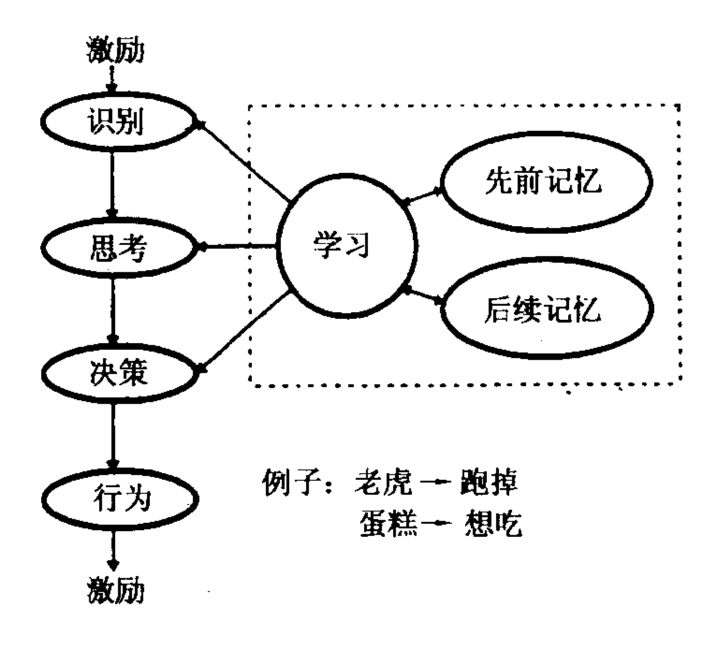


图 10-23 人工脑信息处理流程图

举一个常见的例子,人看到一只老虎,会赶快逃离;人看到一块蛋糕,会想要吃掉它。如图 10-23 所示,人工脑的学习过程包括认识、思考与决策。学习过程完成以后,所得结果作为后记忆(posteriori memory)。作为一个特例,所记忆的结果可以作为基因中的前记忆。成年人的脑与婴孩的脑之间存在明显的差别。这里,我们侧重于构造成年人的脑。

了解真实的人脑对于我们构造人工脑非常有益。人脑被认为是一个复杂的自适应系统,人工脑的构造需要建立在对脑的理解和脑功能的实现上。有关这部分内容可参见本书的第五章。

人工脑的研究是基于脑科学和脑工程学基础之上的,Sugisaka 教授认为寻找构造人工脑的方法是 21 世纪的一个目标,他们

现在的工作是朝着这个目标所作的努力。

1995 年 2 月，Sugisaka 教授的实验室开发出了第一代人工脑 ABrain - 1，1997 年 2 月开发出了 ABrain - 2。下面分别加以介绍。

在 ABrain - 1 中，人工脑被安装在一个运动物体的认识与跟踪系统中，并成功地进行了沿 X 和 Y 轴方向上的理想轨迹(包括正弦曲线、圆形以及椭圆形曲线运动)跟踪实验，同时还进行了手电灯光的跟踪实验，获得了人工脑用于控制的第一手资料。ABrain - 1 由一台神经计算机(RICON，RN - 2000)、一台 Von - Neumann 型计算机(NEC，PC9801A，16 位微型计算机)、接口板、以及 ABrain 运行软件组成。

ABrain - 1 是世界上一个新的、尚原始的人工脑，这个原始人工脑的结构如图 10 - 24 所示。

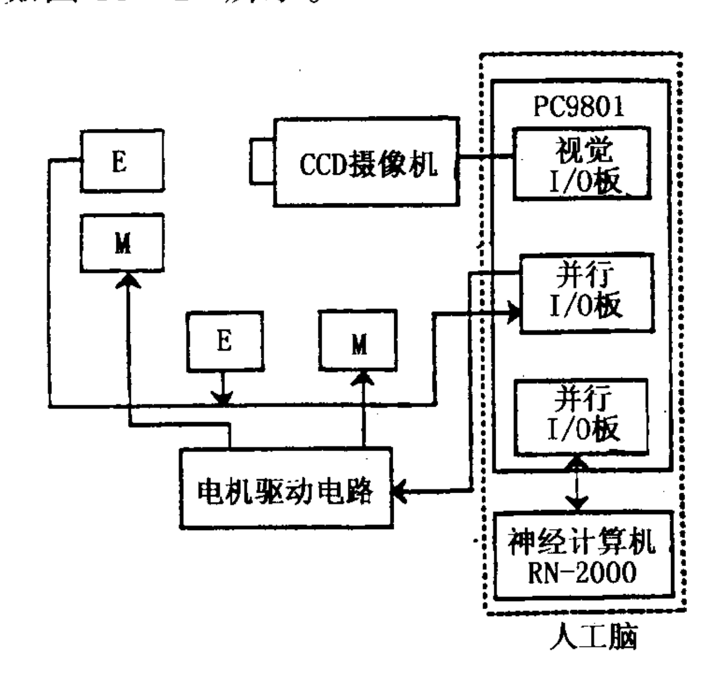


图 10 - 24　ABrain - 1 的结构

第二个人工脑 ABrain - 2 于 1997 年完成。它安装在一个移动车体(被称之为神经控制移动车 NMV)上，用于控制移动车体前轮的驾驶角度。ABrain - 2 由驾驶控制器的输入输出数据训

练。ABrain-2 神经网络(如图 10-25 所示)的输入信号是车体前部 CCD 摄像机的中心与黄色导引带中心之间的偏差,其输出是控制驾驶角度的步进电机所需的脉冲数。神经网络的输入层有 8 个神经元,第一、第二隐层有 16 个神经元,输出层有一个神经元。神经控制器的结构如图 10-26 所示,所施加的控制信号如图 10-27 所示,控制结果如图 10-28 和图 10-29 所示,神经网络训练数据如表 10-1 所示。

值得注意的是,具有 ABrain-2 的移动车系统的基本结构(如图 10-30 所示)与上述的原始人工脑 ABrain-1 不同。

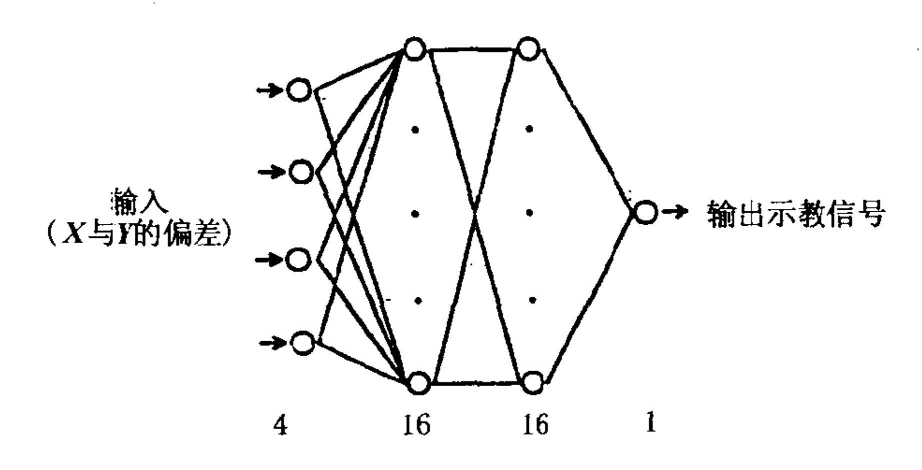


图 10-25 ABrain-2 中神经网络的结构

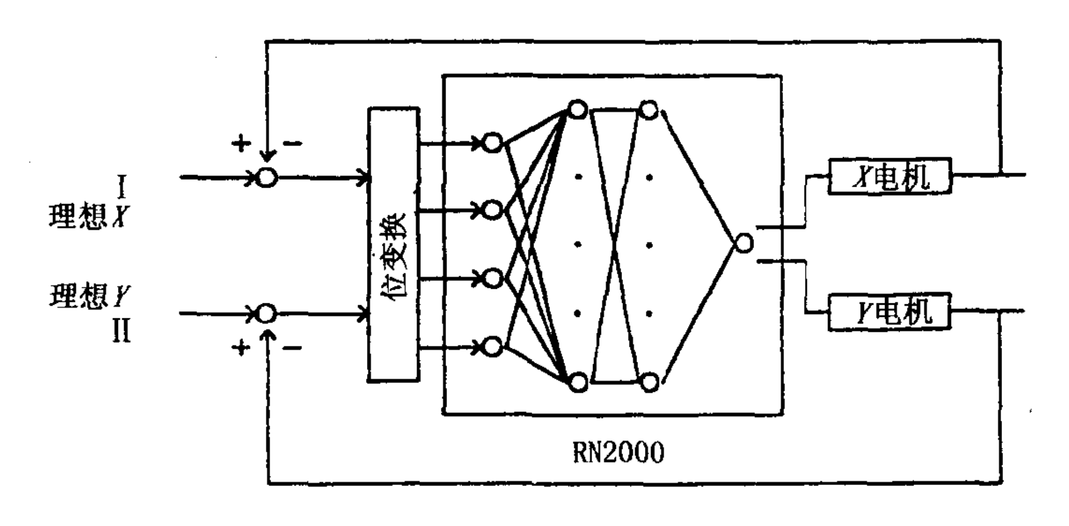
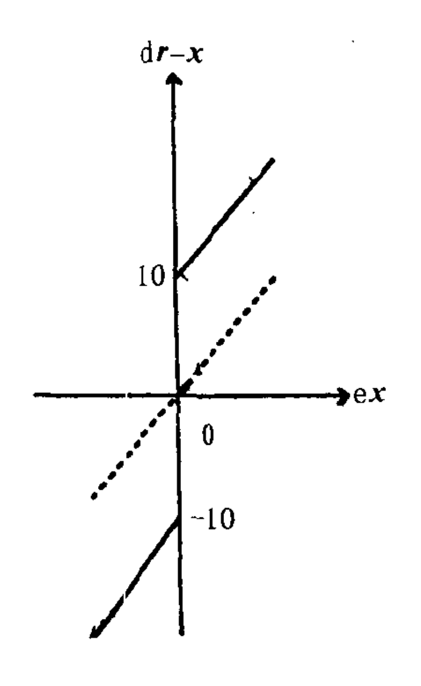
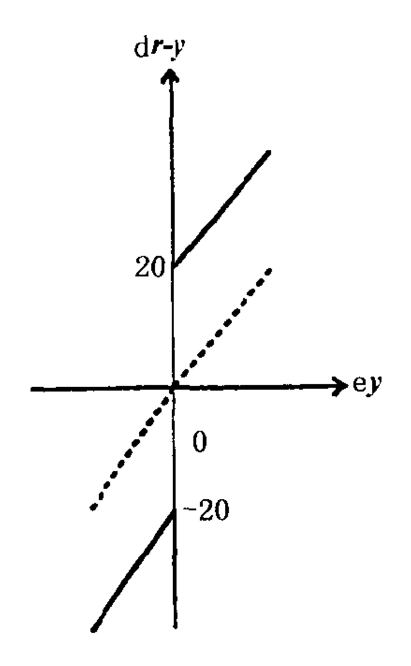


图 10-26 神经控制器的结构

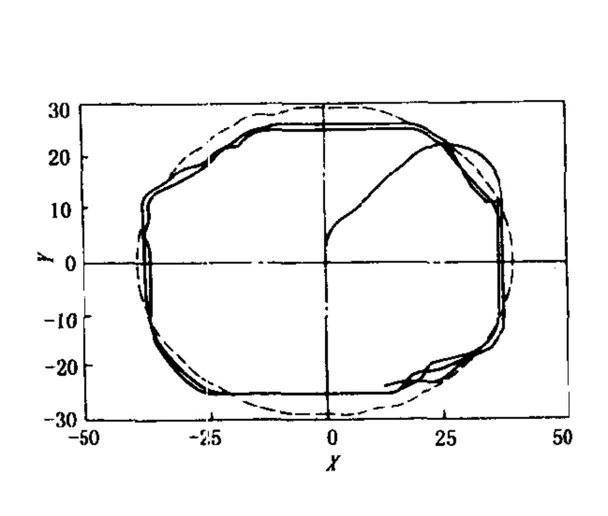


(a) x 轴非线性比例控制

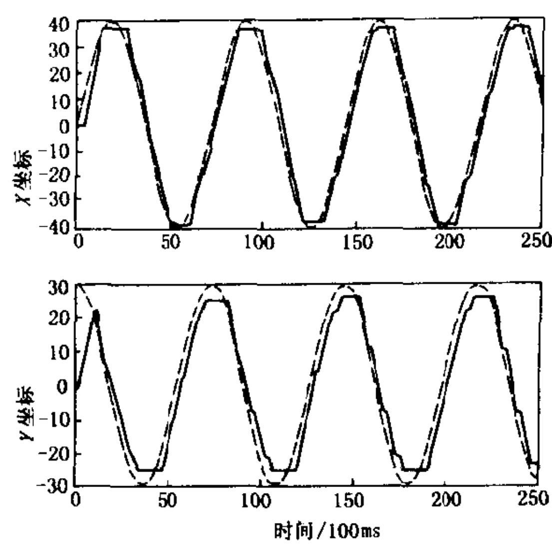


(b) y 轴非线性比例控制

图 10-27　控制信号

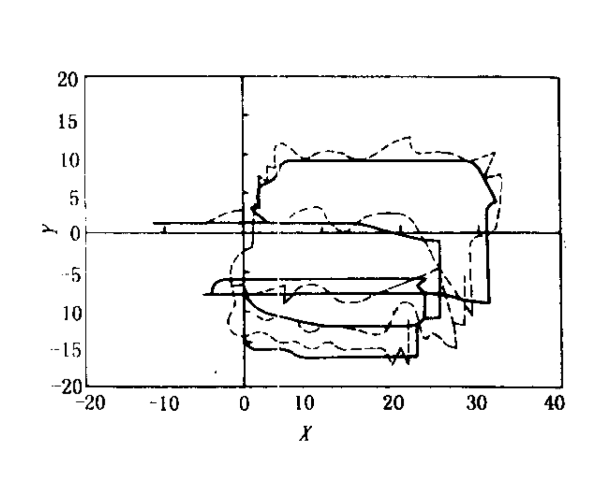


(a)理想值与沿 X-Y 轴的跟踪轨迹

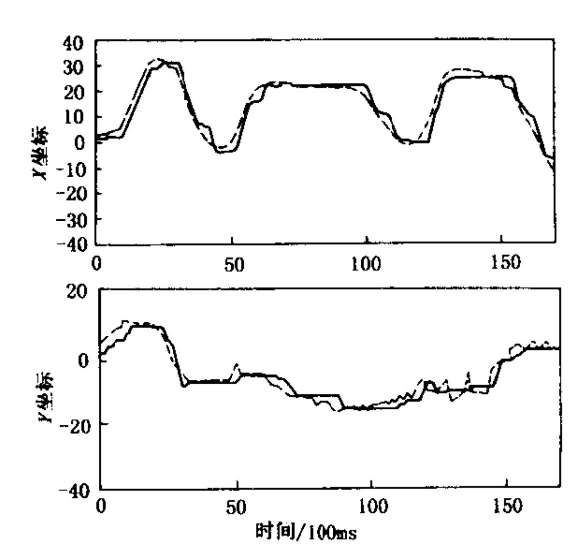


(b) X-Y 轴编码器的值

图 10-28　跟踪理想轨迹的结果



(a)光轨迹与沿 X - Y 轴的跟踪轨迹



(b)X - Y 轴编码器的值

图 10 - 29 跟踪移动光束的结果

表 10 - 1 神经网络训练数据

偏差		示数信号		学习结果
0	0000	0	0	0
1	0001	10	13	15
2	0010	20	25	27
3	0011	30	38	31
4	0100	40	51	53
5	0101	50	64	63
6	0110	60	76	72
7	0111	70	89	85
8	1000	80	102	108
9	1001	90	114	112
10	1010	100	127	120

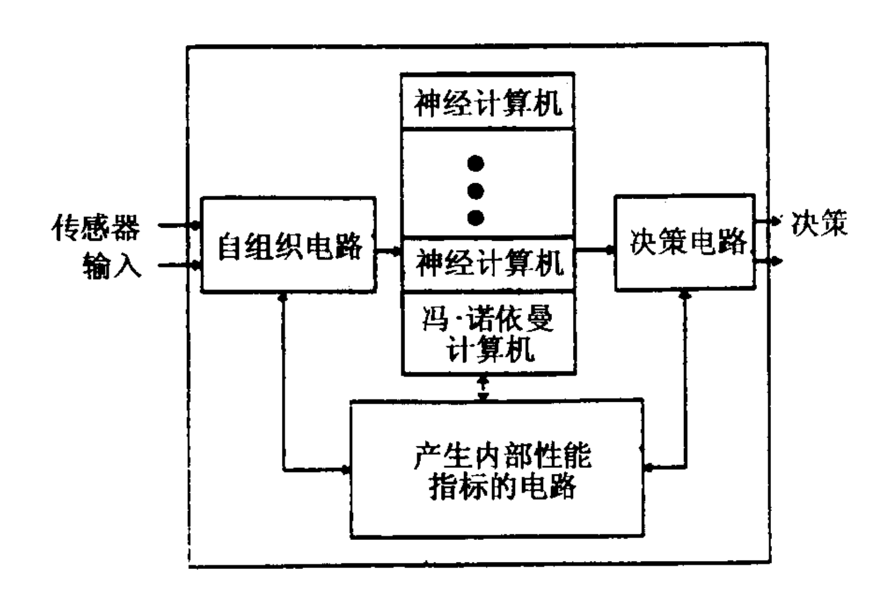


图 10-30　ABrain 的一般结构

具有人工脑的计算机和机器人(仿生系统)的出现将影响人类社会的生活。生物体与人类共同生活在这个地球上。地球在太阳系里,太阳系在宇宙中。21 世纪是宇宙空间时代,我们将进入宇宙去发现未知事物,因此需要具有人工生命(包括人工脑)的各种空间机器人。

作为人工脑对人类的应用,人工脑科学与工程学可能被用于脑损伤病人的脑功能恢复。它也可能被用于正常人或非正常人的脑功能控制。弄清人脑的未知功能需要脑科学领域的医学专家与人工生命领域的工程师的密切合作。

作为机械系统的应用,人工脑工程可以使机器或系统有智能和更聪明。如果我们将脑进化思想植入机器中,我们将获得更好的新型硬件。

10.5　自主机器人

有文献记载的最早的自主机器人是由英国的 W. Grey Walter 建造的 ELSIE(Electro - light - sensitive Internal - External),如图 10-31 所示。它根据光信号确定运动形式(走还是停),智能程度

很低。

真正开展智能机器的建造与分析是在二次大战结束后开始的。然而,直到60年代才取得实质性进展。第一个重要的自主机器人("Shakey")由Stanford大学研究所(SRI)研制,并于60年代初公布于众。机器人上装有TV摄像机和触觉传感器,通过无线电将机器人的自带处理器与一台大型时间分享(time-sharing)计算机连结起来,视觉与规划是在机器人装置外进行计算的,电机控制信号由自带处理器完成。"Shakey"展示了人工智能以及与自主机器人有关的智能领域的一些重要的科学成果。然而,它只能解决一些简单的感知、运动规划和控制问题。

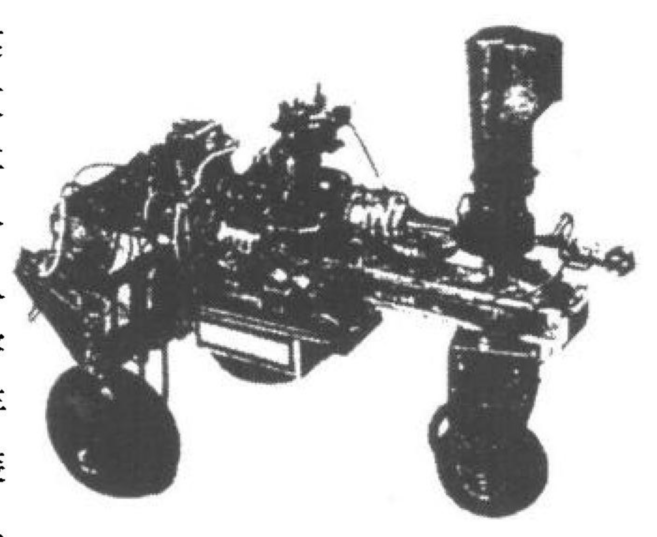


图10-31 ELSIE

在那个时代,这是人工智能应用到机器人中最好的成果了。它的主传感器是一个具有广角的扫描摄像机,这样的视觉和与之相应的许多软件使它能够导航、探索和学习外界环境,这是运动机器视觉的最早的工作之一,并由此得到了一个重要的发现,即机器视觉对于将来的研究是一个基本的问题。

Shakey的世界表述是由用于描述两类模型(即格栅模型和资产表模型(property list model))的谓词计算(predicate calculus)公式的集合组成的,通过在格栅图中搜索最短路径实现导航。格栅图的一个例子如图10-32所示,问题的解决者(STRIPS)能将问题用简单的英语陈述出来,经过谓词描述和计算,将结果提交给控制器,调用相应的程序,产生控制命令。智能水平体现在系统自主地确定所需的运作序列和产生控制命令(如移动或转弯)的能力上。

Shakey 的软件和控制系统的研制是基于分层原则，这对自主系统的适当运行是最为重要的先决条件。控制系统的分层原则使 Shakey 超出时代许多年。然而，人们越来越明显地发现对于人很容易完成的许多智能或半智能行为（如感知外界，解释感知结果，决定下一步如何做，通过智能运动完成决策的目标）对于自主机器人却很难做到。

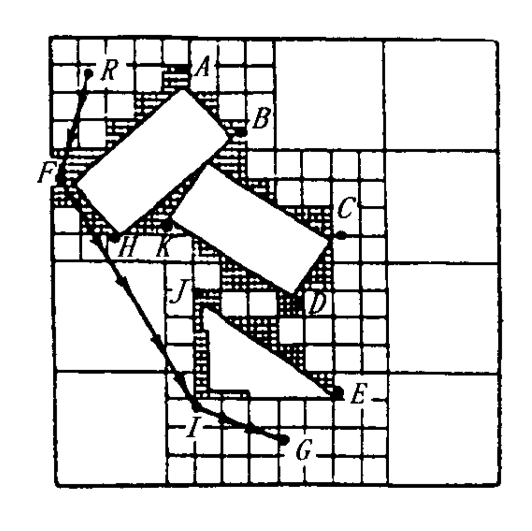


图 10－32 格栅图实例

70 年代早期，美国的 NASA 与 JPL 合作开始了一项志在减少地面支持、提供实时控制和新任务的机会、改进支持空间探险、空间安装、生产设备自动化、发射和沿地球轨道运行、以及在敌对环境下系统的远距离人工控制的可靠性和性能。当时所研制的“火星漫游者”不具有自主能力。在研究计划中，JPL（Jet Propulsion Laboratory）试图取得面向目标自主协调运动、操作以及对环境的感知和认知等活动。

JPL 机器人所使用的硬件结构如图 10－33 所示。它由装载有操作机（一个改造的 Stanford 臂）的移动车体和传感器（激光区域搜索器、立体 TV 摄像机、触觉传感器以及接近觉传感器）组成。导航系统基于轮上的陀螺罗盘和光学编码器进行航位推测。系统内置具有 32K 存储器用于致动器实时控制的小型计算机与系统外置 PDP－10 计算机连结，外置系统用于构造世界模型（world model）、任务规划与决策。机器人有缆。

机器人能够分析简单的场景（用于评价自身的穿越能力），规划达到目标的路径并跟踪这条路径。在一个简化的环境中（具有有限障碍物和适当照明的实验室），世界模型被分解为几块适当尺寸的地域模型，一部分地域模型表明不可穿越或地域未知，其余的则表明是可穿越的。用顶点坐标表表示的多边形来描述不可穿越地域。

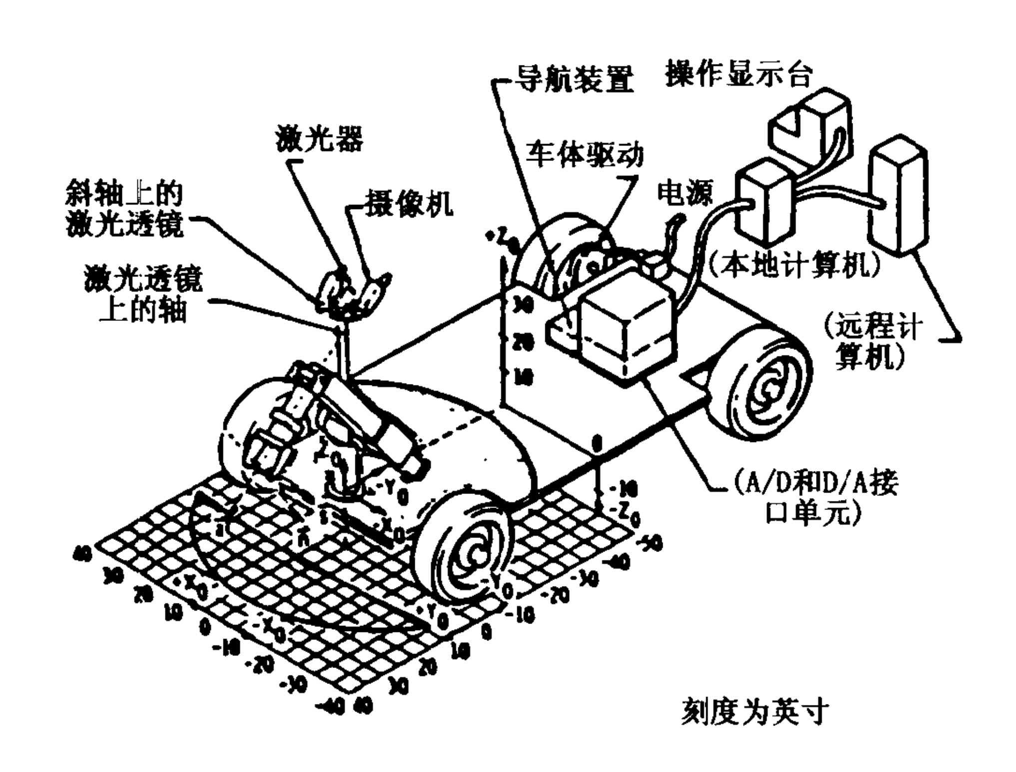


图 10－33 JPL 自主机器人结构

从 1973～1981 年，Stanford 大学人工智能实验室的 Hans Moravec 研制了装有 TV 摄像机的遥控移动机器人。小车使用立体视觉来观察目标的位置并作出运动规划。通过 TV 连结线路将车体与远程计算机连结起来，远程计算机用于完成所有的视觉处理。车顶上的摄像机被安装在轨道上，通过遥控可以滑到九个不同位置，以获得它面前的九个画面。系统对于短时运行是可靠的，但是慢，每 10～15min 可以蹒跚移动 1m。移动 1m 之后，它停下来，拍摄一些照片并花很长时间考虑它们。然后规划一条新的路径，运动后，再停下来。

障碍被描述和存储为一个有序表格，其中包括它最左边点的迪卡尔坐标，相对某一参考轴的角度，以及它的长度。空的区域被分割成包含障碍物部分的凸多边形单元，通过在所产生的图中进行搜索，可以获得使距离和能量最小化的最优路径。最小化的函数是由一个对路径长度、规划方向变化的角度以及预期停止点的线性加权组合与一个考虑到机器人获得信息的不确定性的项以及

由于所估计障碍物群集对路径有效性的影响的项构成的。

在这个系统基础上继续开发，新的 Moravec 机器人是高约 1m、直径 0.3m 的圆柱，它有三个独立的、易操作的三自由度轮。开始时，它载有 TV 摄像机、几个短距离红外和长距离声纳接近觉探测器以及接触开关。设计需要用一打的系统内置处理器用于高速局部决策、伺服控制以及通讯。控制为三层结构，最上层叫"规划器"，下一层为"规划执行"层，最底层为"致动器和传感器"。层间通讯靠在所谓的黑板的数据结构上"张贴"信息。基于黑板上的相应信息可以改变各层的优先权。

Robart－1 可能是最早的高水准的完全自主的机器人之一。它由海军研究院研制，展示了自主机器人的灵活性。Robart－1（图 10－34）用于进行场地随机巡逻，探测烟、火、洪水、有毒气体、入侵等。如果发生情况，采取适当的报警行动。显然，这个机器人没有任何规划能力，它是一个移动报警系统，它的运动不是面向目标的，而是随机漫游。但它的确可以称的上是自主机器人，作为灾祸警卫，它的确不需要任何终端执行器或视觉系统。

运动程序是从预先存入的 16 个程序的集合中随机挑选出来的。这些程序的一部分可以使机器人处于优势状态，即它可以选择停止或从新进入监察状态。在这些环境下通常采取直线运动，除非它发现了一个障碍，在这种情况下，它会适当地转向一边。这个机器人有一个前向超声探测装置、一个通过旋转头定位的大范围近红外接近觉探测器，10 个小范围近红外接近觉探测器、数个避障用触觉探针和缓冲器开关。定时测量电池电压，当它低于限定值时，它会通过无线电连结使安装在其充电站顶端的指示灯发光。机器人头顶上的光学阵列传感器将跟踪这束光，并使机器人处于电池充电状态。

其它的系统内置传感器包括红外体热传感器，它可以探测到 15m 距离内的人。还有安装在头上具有抛物线型反射接收装置的近红外大范围接近觉传感器，它能在 1.8m 远的地方探测到打开

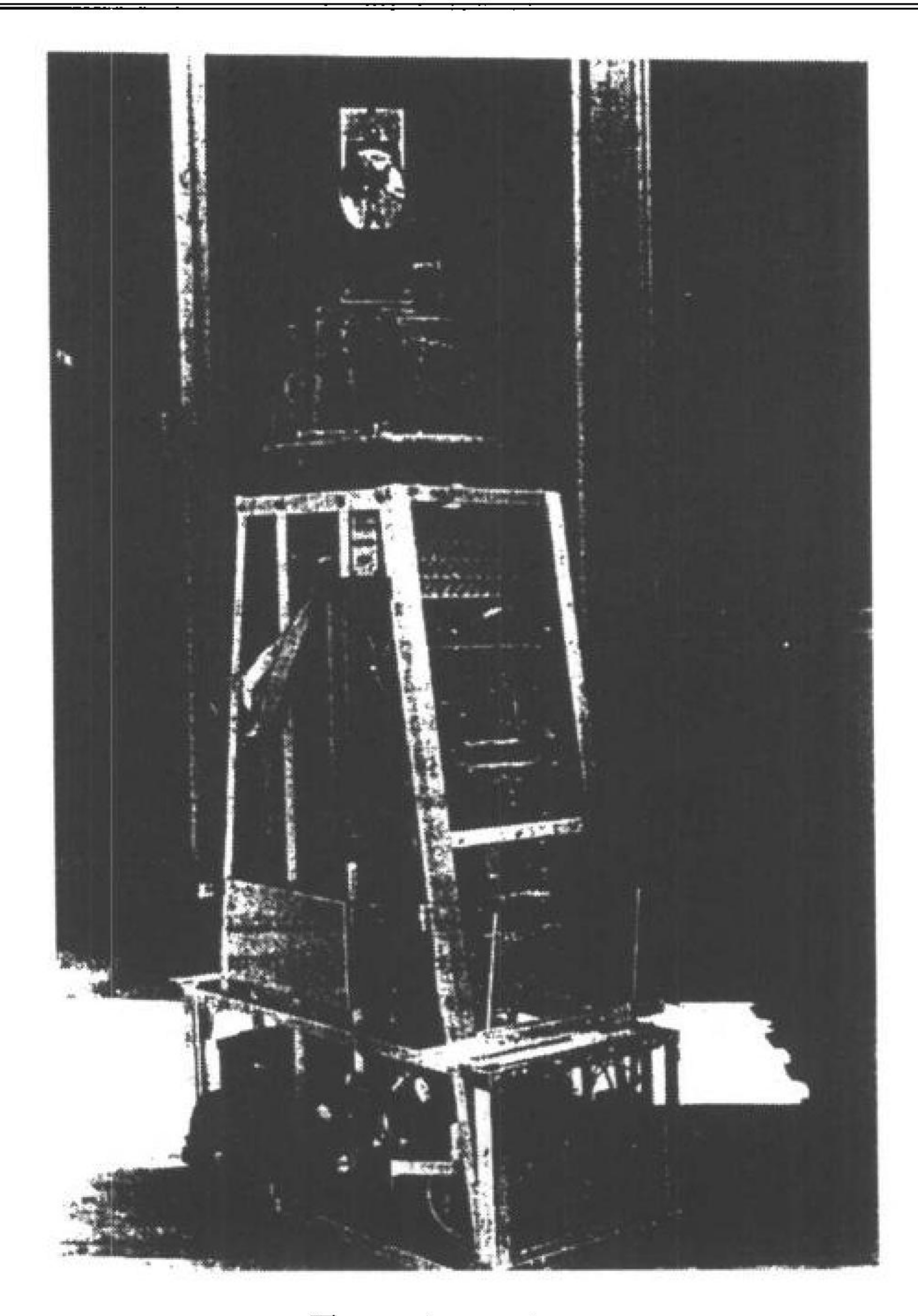


图 10－34　Robart－1

的门的开口在 0.025m 以内的边缘距离。

继 Robart－1 之后，Pennsylvania 大学研制了 Robart－2(如图 10－35 所示)。它是完全自主的，使用三个 6808 微处理器进行系统控制，每个微处理器有 4K 的 RAM。一个微处理器用于控制两个后面的驱动轮，第二个微处理器用于控制底部一个可旋转的 Pola roid 超声传感器，第三个微处理器用于协调、规划和与另两个

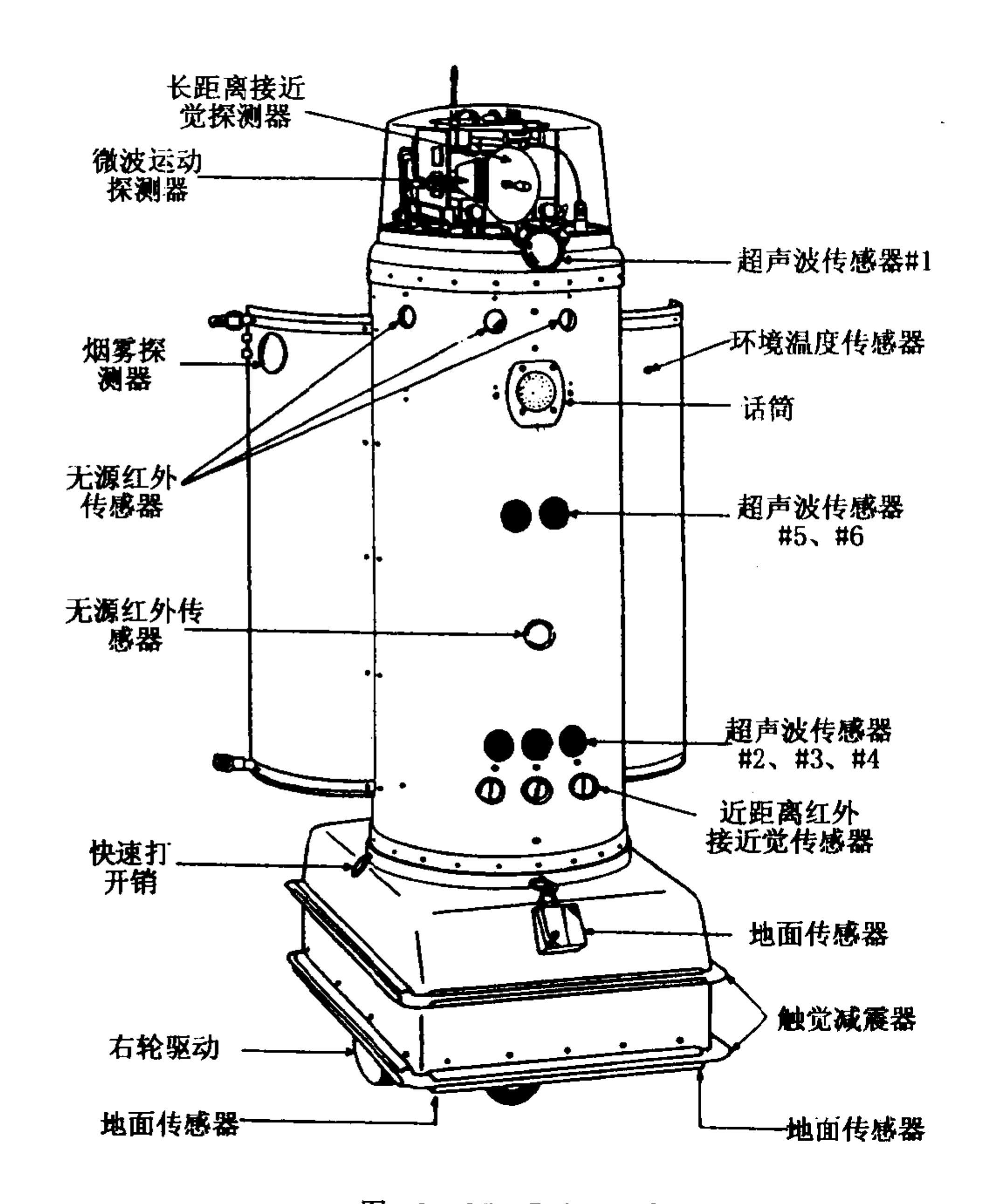


图 10-35 Robart-2

微处理器的通讯。多任务运行系统允许一个微处理器同时最多运行 8 个任务,这使得 Robart-2 能够实时处理反馈信号。

Robart-2 只处理通道和交叉口。它能在门厅运动并与墙保持一定距离,当到了交叉口它会说出来,因为它跟踪的墙消失了。Robart-2 能构造一幅门厅图,交叉口由节点表示,门厅由边缘线表示。象素图表达法被认为不可取,因为它构造复杂、需要大量的存储空间、处理费时。

由于腿式机器人系统对复杂地形和软土壤上运动的适应性明显地比轮式机器人强，人们对腿式自主机器人系统进行了大量的研究。早期的工作表明，四足和两足机器人对地形的适应性能差。后来的实验结果和理论研究指出，若要使步行机器人具有好的地形适应性和稳定性，六腿比四腿或两腿都强。关于计算机控制六腿机器人的研究工作大约在 80 年代初开始。腿式机器人的研究没有太强的目的性，主要试图证明一些新的运动功能，并找出新的影响和结论。到 90 年代初，这项研究处领先地位的是美国的 Ohio 州立大学。该大学研制的六腿步行机器人(1976～1977)由于是世界上第一个可自主运动的多腿步行机器人而闻名于世。整个系统的运动采用电机驱动、有缆主从式工作方式。这个系统主要要解决的问题是当腿系统进行复杂的多自由度运动时，保持身体运动的一致性。

另外，美国的 Odetics 公司、前苏联的列宁格勒机械研究所等对腿式步行机器人也进行了大量卓有成效的研究。腿式步行机器人在水下(如海底)探险与核电站维护等领域起了重要的作用。

10.6 进化机器人

前面几节介绍的机器人系统大多属于经典的机器人系统，不具有进化功能，它们的工作依赖于迪卡尔坐标系，这在很大程度上限制了机器人行为的发展和适应性。为解决这些问题，人们开始探索一种具有更强的适应能力与学习能力的机器人系统——进化机器人。进化机器人是近年来机器人学研究领域的一个新课题。美国的 MIT 和斯坦福大学、加拿大的应用 AI 系统公司以及瑞士的苏黎士大学等在此领域做了许多开创性的工作。

80 年代末，美国斯坦福大学的 Koza 教授提出了“遗传规划”(Genetic Programming)的概念。其进化过程是通过在遗传算法中，由预先确定的程序和数据结构的基因型遗传信息的演变构成

的。Koza的想法是将整个的演化过程看成一个基因型遗传信息的集合,而不是对每一个过程分别定义一个基因型。用这样非常直接的技术,通过程序自身不断地重复来完成遗传运算(诸如交叉和变异)。遗传规划现在已被作为进化计算领域的一个分支。

作为遗传规划应用的一个实例,Koza用一个具有归类结构(SA - Subsumption Architecture),称为TOTO的机器人[Mataric, 1990]进行沿墙运动的实验。原来的TOTO在一个房间里运动,通过超声波传感器来感知墙体不平部位的轮廓。它在房间里运动几次,最终会产生这个房间的拓扑图。在图的生成过程中,不需要任何人的参与。基于它自己对房间形状的理解,它能自动拟定出运动路线、运动方向以及预期出现的情况。这个项目使人确信,人工系统没有符号表达也可能产生高智能的行为(如规划、导航、预测、目标追踪)。

在Koza的实验中,他试图用新的替换模块使TOTO重新再现其沿墙运动,这个新模块的任务是拾取沿正方形房间的墙放置的标识物。Koza将每边放置了等数量的标识物,这些标识物将被拾取并放入评价函数中以显示机器人的适应能力。使机器人能拾取最多标识物的控制程序将是具有最高适应水平的控制程序。使用遗传规划算法,Koza对每一代产生了500个控制程序,并重复这些代。结果几十代之后,在这个仿真世界里,机器人具有了100%的适应能力(所有的标识物都被拾取)。

关于这个实验给人深刻印象的是机器人的运动在开始时完全是随机的(图10-36所示),但是,随着进化的深入,它们逐渐趋于沿墙运动,最终与墙廓吻合得非常好(图10-37)。一些机器人甚至倒着跑(如图10-38所示)以节省时间和能量。在这个例子中,进化过程在早期就“发现了”参与仿真的机器人的硬件的机电特性,为了获得更高的适应值,它们运动得更有效,以致于会有效地倒着跑。

图10-39给出了沿墙运动进化程序的代码,每一个嵌入的

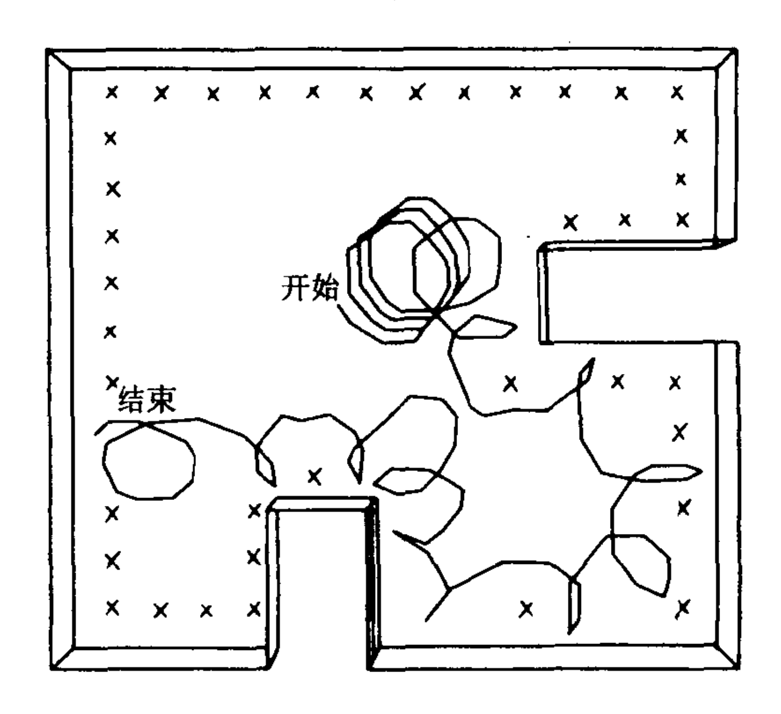


图 10-36 进化早期机器人的运动轨迹

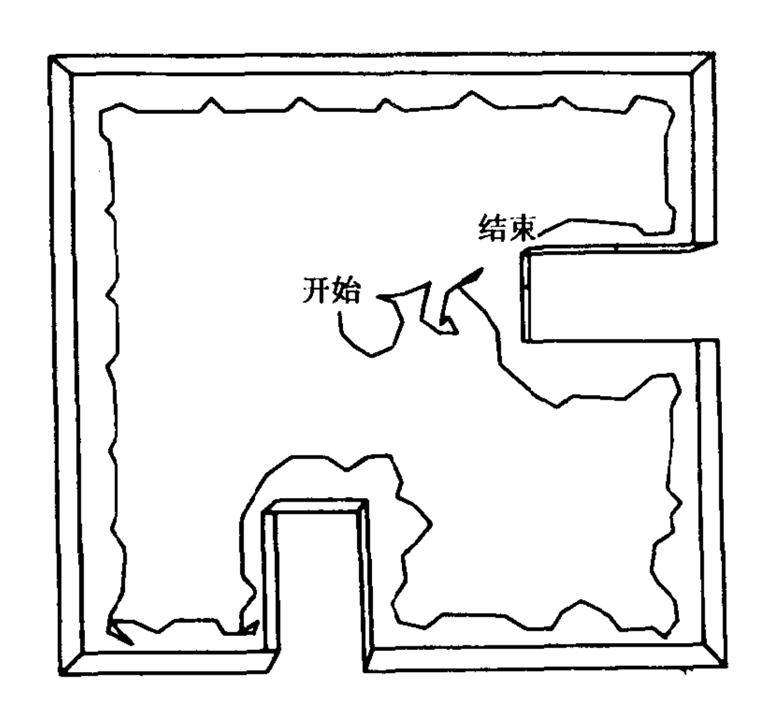


图 10-37 第 58 代机器人的运动轨迹

LISP 函数都具有输入参数和简单形状，函数的名字在一对圆括号中。在 Koza 的实验过程中，控制程序（这里是一个基因型）随代数的增加提高了复杂性。“复杂性”在这里用 LISP 程序中节点的数量或括号中函数的数量来表示。换句话说，随着代的增加，函数中

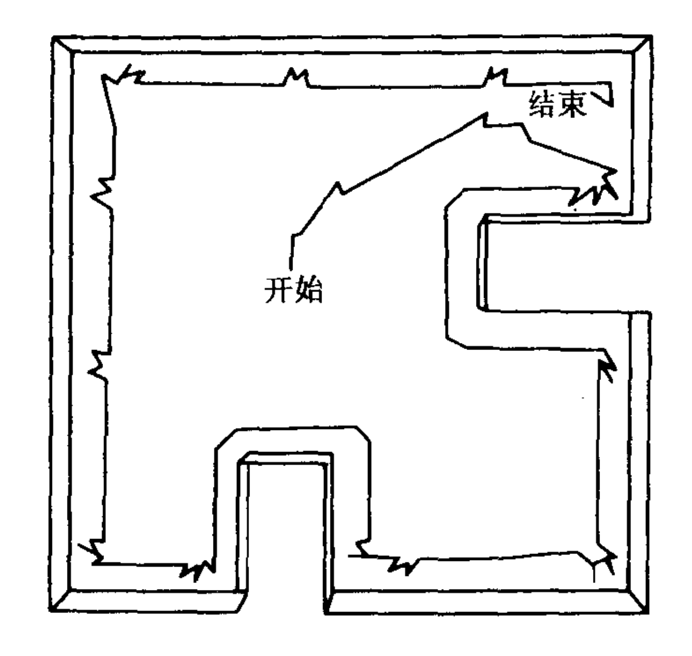


图 10－38　倒着跑的机器人的运动轨迹

的嵌入更深更复杂，所产生的每一个函数都可以看成为 SA 中的单元行为或能力。然而在 SA 中，为响应传感器输入而产生致动器输出的处理单元通常被认为是一个胜任能力(competence)。因而，每个 LISP 函数都可以是一个小的单元，例如一个扩展的有限状态机(AFSM)，几个 AFSM 可以构成 SA 中的一个胜任能力[Brooks，1989]。

```
(IFLTE (IFLTE S10 S05 S02 S05)
       (IFLTE S07(PROGN2(MF)SS)
              (PROGN2(TL)(MB))
              (IFLTE S01 EDG(TR)(TL)))
#
       (IFLTE(IFLTE S07 (PROGN2(MF)SS)
              (PROGN(IFLTE SS EDG (TR)(TL))
                   (MB)(TL)(MB))
              (IFLTE S01 EDG (TR)(TL)))
       SS
       (IFLTE(PROGN2(TR)(TR))
              (PROGN2(IFLTE S02(TL) #
```

图 10－39　用 LISP 语言编写的进化机器人运动程序

在沿墙跟踪实验中，Koza 还做了一个 SA 机器人推盒子的实验。在这个实验中，机器人在上述不平滑的房间里，将一个盒子推到距它最近的墙边并抵住墙。机器人从房间四个位置的任意一个位置出发，利用超声波传感器找到盒子，然后向墙边推。反复运行遗传规划程序，经过几十代之后，产生了一个能很好地完成任务的程序。令人吃惊的是，这个程序在机器人运动过程中具有自动调节施加到盒子上的力的方向与大小的能力，从而使其去掉产生旋转的力矩。换句话说，具有遗传规划算法的机器人能够考虑平衡旋转运动，以便于它把盒子成功地推到最近的墙边。

这两个实验表明，尽管是在仿真世界里，能够产生对于需要相当复杂的运动才能实现目标的轮式机器人的控制程序。如果一个人试图使用目前大多数机器人项目所用的主流方法——经典的迪卡尔方法执行同样的控制，在短的控制间隔时间里，需要有极度复杂的传感器输入信息处理和控制程序。如果采用没有进化能力的标准 SA 算法，其时间开销会更大，尤其是对后一个实验。

参考文献

[1] S. I. Gallant. Connectionist Expert System. Communications of ACM, Feb., 1988

[2] T. J. Sejnowski, P. S. Churchland. Brain and Congnition. IJCNN'91, 1991

[3] M. D. Davis and E. J. Weyuker. Computability, Complexity and Languages. Academic Press, 1983

[4] A. J. Pellionisz. Sensorimotor Operations: a Ground for the Convolution of Brain Theory with Neurobotics and Neurocomputer. IEEE Int. Conf. Neural Networks, Vol. IV, 1987, pp593 - 600

[5] J. Dolezal. Hierarchical Solution Concept for Decision Problems with Several Objectives. Problems of Control and Information Theory, Vol. 9, 1980, pp339 - 345

[6] Shigeo Hirose. Biological Inspired Robots. Oxford University Press, 1993

[7] P. E. Hart, N. J. Nilson and B. Rapheal. A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum - Cost Paths. IEEE Trans. Systems, Sciences, and Cybernetics, Vol. 4, 1968

[8] J. H. Conway and N. J. Sloane. A Lower Bound on the Average Error of Vector Quantizers. IEEE Trans. Information Theory, Vol. 31, 1985

[9] A. Gersho. On the Structure of Vector Quantizers. IEEE Trans. Information Theory, Vol. 28, 1982

[10] G. N. Saridis. Sel f-Organizing Control of Stochastic Systems. Marcel-Dekker, 1977

[11] G. N. Saridis and J. H. Graham. Linguistic Decision Schemata for Intelligent Robots. Automatica, Vol. 20, 1984

[12] J. P. Forestier and P. Varaiya. Multilevel Control of Large Markov Chains. IEEE Trans. Automatic Control, Vol. 23, 1978

[13] Y. Bar-Shalom. Stochastic Dynamic Programming: Caution and Probing. IEEE Trans. on Automatic Control, Vol. 26, 1981

[14] A. M. Parodi, J. J. Nitao and L. S. McTamaney. An Intelligent System for Autonomous Vehicle. Proc. Of IEEE Inter. Conf. On Robotics and Automation, 1986, pp1657-1663

[15] D. W. Payton. An Architecture for Reflexive Autonomous Vehicle Control. ibid, pp1838-1845

[16] Y. C. Ho and K. C. Chu. Team Decision Theory and Information Structure in Optimal Control Problems, Parts 1 and 2. IEEE Trans. Automatic Control, Vol. 17, No. , 1972

[17] Y. C. Ho and K. C. Chu. On the Equivalence of Information Structures in Static and Dynamic Teams. IEEE Trans. Automatic Control, Vol. 18, 1973, pp187-188

[18] Y. C. Ho and K. C. Chu. Information Structure in Dynamic Multi-person Control Problems. Automatica, Vol. 10, 1974, pp341-345

[19] A. Meystel. Autonomous Mobil Device: a Step in the Evolution. Applications in Artificial Intelligence. Ed. S. Andriole, Petrocelli Books, NJ, 1985, pp369-418

[20] M. Braae and D. A. Rutherford. Theoretical and Linguistic

Aspects of the Fuzzy Logic Controllers. Automatica, Vol. 15, 1979

[21] B. Porter and A. Bradshaw. Design of Linear Multivariable Continuous Time Tracking Systems. Int. Systems Sciences, Vol. 5, 1974, pp1155 - 1164

[22] W. M. Wonham. Toward an Abstract Model Principle. IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 6, 1976

[23] A. Meystel. Knowledge - based Controller for Intelligent Mobil Robots. in Artificial Intelligence and Man - Machine Systems. Ed. H. Winter, Springer - Verlag, Berlin, 1986

[24] Y. C. Ho, M. P. Astner and E. Wong. Teams, Signaling and Information Theory. IEEE Trans. Automatic Control, Vol. 23, 1978

[25] M. G. Safonov. Propagation of Conoc Model Uncertainty in Hierarchy Systems. IEEE Trans. Automatic Control, Vol. 28, 1983

[26] P. K. S. Wang. A Method for Approximation Dynamical Processes by Finite State Systems. Int. J. Control, Vol. 8, 1968, pp285 - 296

[27] T. Yoshikowa. Decomposition of Dynamic Team Decision Problems. IEEE Trans. Automatic Control, Vol. 23, 1978

[28] S. Gnesi, U. Montannari and A. Martelli. Dynamic Programming as Graph Searching an Algebraic Approach. J. ACM, Vol. 28, 1981

[29] A. Meystel, A. Guez and G. Hillel. Minimum Time Path Planning for a Robot. Proc. of the IEEE Conf. On Robotics and Automation, 1986

[30] J. B. Cruz, Jr. Leader - Follower Strategies for Multilevel System. IEEE Trans. Automatic Control, Vol. 23, 1978

[31] R. Bajcsy and D. Rosenthal. Visual and Conceptual Focus of Attention. In Structured Computer Vision, eds. S. Tanimoto and A. Klinger, Academic Press, 1980

[32] M. Levine. Region Analysis Using a Pyramid Data Structure. In Structured Computer Vision, eds. S. Tanimoto and A. Klinger, Academic Press, 1980

[33] J. S. Albus. A New Approach to Manipulator Control: the Cerebellar Model Articulation Controller (CMAC). ASME Dynamic Systems, Measurement and Control, 1986, pp220 - 227

[34] J. S. Albus. Mechanism of Planning and Problem Solving in the Brain. Math. Biosciences, Vol. 45, 1979, pp247 - 293

[35] C. Isik and Meystel. Structure of Fuzzy Production Systems for Autonomous Robot Control. Proc. SPIE, Vol. 135, Applications for Artificial Intelligence III, ed. J. Gilmore, 1986

[36] M. A. Arbib. Theories of Abstract Automata. Prentice - Hall, 1969

[37] J. J. Hopfield and D. W. Tank. 'Neural' Computation of Decision in Optimization Problems. Biological Cybernetics, Vol. 52, 1985, pp141 - 152

[38] T. Lozano - Perez. Spatial Planning: a Configuration Space Approach. IEEE Trans. Computers, Vol. 32, 1983

[39] E. Koch, C. Yeh, G. Hillel, A. Meystel and C. Isik. Simulation of Path Planning for a System with Vision and Map Updating. Proc. of IEEE Int. Conf. On Robotics and Automation, 1985

[40] A. Meystel. Primer on Autonomous Mobility, Drexel University, 1986

[41] R. A. Brooks. Solving the Find - path Problem by Good

Representation of Free Space. Proc. of the 2nd. AAAI Conf., 1982

[42] R. E. Tarjan. A Unified Approach to Path Problems. J. ACM, Vol. 28, 1981

[43] N. F. G. Martin and J. W. England. Mathematical Theory of Entropy. Addison - Wesley, 1981

[44] A. Meier and M. Ilg. Consistent Operations on a Spatial Data Structure. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 8, 1986

[45] A. Meystel. Autonomous Mobile Robotics. World Scientific Publishing Co., 1991

[46] M. A. Arbib and E. G. Manes. Foundation of Systems Theory: Decomposable Systems. Automatica, Vol. 10, 1974, pp285 - 302

[47] H. Herrlich and G. E. Strecker. Category Theory. Allyn and Bacon, Inc., Boston, 1973

[48] J. Mylopoulos and H. J. Levesque. An Overview of Knowledge Representation. In On Conceptual Modeling, eds. M. L. Brodie et al, Springe - Verlag, 1984

[49] A. Meystel. Nested Hierarchical Module for Automatic Generation of Control Strategies. Proc. of the NATO Advanced Research Workshop on Languages for Sensor - based Control in Robotics, eds. U. Rembold and K. Hormann, Karlsruhe, FRG, 1986

[50] A. Meystel. Planning in a Hierarchical Nested Control for Autonomous Robots. Proc. of the 25th IEEE Conf. on Decision and Control, 1986

[51] D. P. F. Moller. Advanced Simulation in Biomedicine. Springer - Verlag, New York, 1991

[52] M. Eisen. Mathematical Methods and Models in the Biological Sciences. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1990

[53] D. A. Linkens. Biological Systems, Modeling and Control. IEEE Press, London, 1979

[54] 吕维雪. 计算机人体系统模型及其应用. 中国医疗器械杂志,1988,12(4):225 - 230

[55] 欧阳楷. 生物控制论. 郑州:河南科学技术出版社,1991

[56] R. P. Lippmann. Introduction to Computing with Neural Nets. IEEE ASSP Magazine, 1987, pp4 - 22

[57] J. J. Hopfield. Computing with Neural Circuits: a Model. Science, Vol. 233, 1986, pp625 - 633

[58] J. J. Hopfield. Neurons with Graded Response Have Collective Computational Properties like Those of Two - State Neurons. Biophysics, Vol. 81, 1984, pp3088 - 3092

[59] 顾及凡等. 侧抑制网络中的信息处理.北京:科学出版社,1980

[60] 马培荪,沈乃勋译. Vukobratovic 著. 步行机器人和动力学假肢. 北京:科学出版社,1983

[61] 汪云九等. 视觉研究中的一些理论和模型. 生物科学参考资料.北京:科学出版社,1988,25 卷,123 - 144

[62] F. Sun et al. A System Model for the Pupil Size Effect. Biological Cybernetics, Vol. 48, 1983, pp101 - 108

[63] 孙复川等. 瞳孔控制系统的动态特性测量与数学模型. 自动化学报,1979,5(2):130 - 135

[64] 马中和. 生物力学导论. 北京:北京航空学院出版社,1986

[65] 汪云九. 某些脊椎动物视网膜感受野的数学模型及其推广. 生物化学与生物物理学报,1978,10(1):1 - 14

[66] 姚国正等. 视觉信息处理的计算理论. 信息与控制,1984,

5:42 - 52

[67] 李洪志. 信息融合技术. 北京:国防工业出版社,1996

[68] D. A. Handelman, et al. Integrating Neural Networks and Knowledge - Based System for Intelligent Robotic Control. IEEE Control Systems Magazine, Apr., 1990

[69] N. Kadaba, et al. Integration of Adaptive Machine Learning and Knowledge - Based System for Routing and Scheduling Application. Expert System with Application, Vol. 2, 1991

[70] J. C. Lupo. Defence Applications of Neural Network. IEEE Communications Magazine, Vol.11, 1989

[71] T. Kohonen. The Self - organizing Map. Proceedings of IEEE, Vol. 78, No. 9

[72] K. Fukushima. A Neural Network for Visual Pattern recognition. IEEE Computer, Mar., 1988

[73] S. S. Rangwala and D. A. Dornfeld. Learning and Optimization of Machining Operations Using Computing Abilities of Neural Networks. IEEE Trans. on Systems, Man, Cybernetics, Vol. 19, No. 2, 1989, pp299 - 314

[74] J. J. Hopfield and D. W. Tank. Neural Computation of decision in Optimization Problems. Biological Cybernetics, Vol. 52, No. 3, 1985, pp141 - 152

[75] M. P. Kennedy and L. O. Chua. Neural Networks for Nonlinear Programming. IEEE Trans. on Circuit and Systems, Vol. 75, No. 5, 1988, pp554 - 562

[76] H. Szu. Fast Simulated Annealing. Proc. of AIP Neural Networks, 1986

[77] J. Ramanujam and P. Sadayappan. Optimization by Neural Networks. Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks, Vol. 2, 1988, pp325 - 332

[78] M. Kawato. Tranjectory Formation and Control of Redundant Robots. Proc. Int. J. Conf. Neural Networks (IJCNN), 1991

[79] L. G. Kraft and D. P. Campagna. A Comparison between CMAC Neural Network Control and Two Traditional Adaptive Control systems. IEEE Control Systems Magazine, Vol. 10, No. 3, 1990, pp36 - 43

[80] K. J. Hunt and D. Sbarbaro. Neural Networks for Nonlinear Internal Model Control. IEE Proc. - D, Vol. 138, No. 5, 1991, pp431 - 438

[81] K. S. Narendra and K. Parthasarathy. Gradient Methods for the Optimization of Dynamical Systems Containing Neural Networks. IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 2, No. 2, 1991, pp252 - 262

[82] K. S. Narendra and K. Parthasarathy. Identification and Control of Dynamical Systems using Neural Networks. IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 1, No. 1, 1990, pp4 - 27

[83] A. Guez, J. Eilbert and M. Kam. Neuromorphic Architecture for Adaptive Robot Control: a Preliminary Analysis. Proc. IJCNN'87, Vol. IV, 1987, pp567 - 572

[84] J. S. Albus. A New Approach to Manipulator Control: the Cerebellar Model Articulation Control (CMAC). Trans. ASME J. Dyn. Syst. Meas. Contr., Vol. 97, 1975, pp220 - 227

[85] M. Saerens and A. Soquet. Neural Controller Based on Back - Propagation Algorithm. IEE Proc. - F, Vol. 138, No.1, 1991, pp55 - 62

[86] M. Kuperstein. INFANT Neural Controller for Adaptive Sensory - Motor Coordination. Neural Networks, Vol. 4,

1991, pp131 - 145

[87] S. Grossberg and M. Kuperstein. Neural Dynamics of Adaptive Sensory - Motor Control (Expanded Edition). Pergamon Press, New York, 1989

[88] M. Kawato, et al. Hierarchical Neural Network Model for Voluntary Movement with Application to Robotics. IEEE Control Systems Magazine, Vol. 8, No. 2, 1988, pp8 - 16

[89] H. Miyamoto et al. Feedbackerror - Learning Neural Network for Trajectory Control of a Robotic Manipulator. Neural Networks, Vol. 1, 1988, pp251 - 265

[90] M. Kuperstein. Adaptive Visual - Motor Coordination in Multijoint Robots Using Parallel Architecture. Proc. IEEE Int. Conf. on Automation and Robotics, 1987, pp1595 - 1602

[91] M. Kuperstein. Neural Network Model for Adaptive Hand-eye Coordination for Single Postures. Science, Vol. 239, 1988, pp1308 - 1317

[92] M. Kuperstein and J. Rubinstein. Implementation of an Adaptive Neural Controller for Sensory Motor Coordination. IEEE Control Systems magazine, Vol. 9, No. 3, 1989, pp25 - 30

[93] M. Kuperstein and J. Wang. Neural Controller for Adaptive Movements with Unforeseen Payloads. IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 1, No. 1, 1990, pp137 - 142

[94] B. Horn et al. Neural Networks in Robotics: a Survey. J. of Intelligent and Robotics Systems, Vol. 3, No. 1, 1990, pp51 - 60

[95] Y. Uno et al. Formation and Control of Optimal Trajectory in Human Multijoint Arm Movement. Biological Cybernetics,

Vol. 61, 1989, pp89 - 101

[96] W. T. Miller III et al. CMAC: an Associative Neural Network Alternative to Backpropagation. Proc. of the IEEE, Vol. 78, No. 10, 1990, pp1561 - 1567

[97] D. Nguyen and B. Widrow. Neural Networks for Selflearning Control Systems. IEEE Control Systems Magazine, Vol. 10, No. 3, 1990, pp18 - 23

[98] 蔡自兴. 机器人原理及其应用. 长沙:中南工业大学出版社,1988

[99] 褚静. 机器人与控制技术 浙江:浙江大学出版社,1991

[100] 杨静宇,邬永革,刘雷健,李根深. 战场数据融合技术. 北京:兵器工业出版社,1994

[101] 高德林,王康华. 机器人学导论. 上海:上海交通大学出版社,1988

[102] 陈国良,王熙法,庄镇泉,王东升. 遗传算法及其应用.北京:人民邮电出版社,1996

[103] H. Hashimoto et al. Selforganizing Visual Servo System Based on Neural Networks. IEEE Control Systems Magazine, Vol. 12, No. 2, 1992, pp31 - 36

[104] L. C. Rabelo et al. Hierarchical Neurocontroller Architecture for Robotic Manipulation. IEEE Control Systems Magazine, Vol. 12, No. 2, 1992, pp37 - 41

[105] 田明,戴汝为. 神经元网络控制系统. 信息与控制,1992,21(3):156 - 161

[106] 许力,蒋静坪 CSTR 系统的基于 CMAC 神经网络的学习控制研究. 控制与决策,1992,7(2):131 - 136

[107] 沈清,胡德文,时春. 神经网络应用技术. 长沙:国防科技大学出版社,1993

[108] 胡德文,周宗潭,王正志. 自组织神经网络控制的机器人手

眼系统研究. 智能控制与智能自动化,北京:科学出版社,1993

[109] 胡德文,彭真明. 神经网络的CMAC模型和VITE模型及在机器人控制中的应用. 中国智能学会智能机器人专业委员会首届学术会议论文集,1993

[110] 孙迪生,王炎. 机器人控制技术. 北京:机械工业出版社,1997

[111] G. Taylor. Analysis of the Swimming of Long and Narrow Animals. Proc. of the Royal Socienty of London, 1952, pp158 - 183

[112] S. Hirose and A. Morishima. Design and Control of Mobile Robot with Articulated Body. International Journal of Robotics Research, Vol. 9, 1990, pp99 - 114

[113] 河北医学院《人体解剖学编写组》. 人体解剖学. 北京:人民卫生出版社,1977

[114] 丘树华,韩玉清,严振国. 正常人体解剖学. 上海:上海科学技术出版社,1986

[115] 冯元桢. 生物力学. 北京:科学出版社,1983

[116] 程国庆. 运动生物力学. 北京:人民体育出版社,1980

[117] 白净. 生理系统的仿真与建模. 北京:清华大学出版社. 1994

[118] J. M. Richandson et al. Fusion of Multisensor Data. The Int. Journal of Robotics Research, Vol.7, No.6, 1988

[119] H. F. Durrant - Whyte. Integration, Coordination and Control of Multi - Sensor Robot Systems. Kluwer Academic Publishers, 1987

[120] J. Wiley et al. Bayesian statistics. Press S. James, New York, 1989

[121] E. Walts and J. Linas. Multisensor Data Fusion. Artech

House, 1990

[122] L. A. Klein. Sensor and Data Fusion Concepts and Applications. SPIE Optical Engineering Press, 1993

[123] S. A. Shafer et al. An Architecture for Sensor Fusion in a Mobil Robot. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 1986, pp2002 - 2011

[124] R. R. Murphy. A Control Scheme for Sensor Fusion for Navigation of Autonomous Mobile Robots. SPIE, 1988, 7(6):78 - 96

[125] I. White et al. A Model for Data Fusion. SPIE Conf. on Sensor Fusion, 1988

[126] R. E. Luo and G. K. Michael. Multisensor Integration and Fusion in Intelligent Systems. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 1989, 19(5):901 - 931

[127] J. J. Clark and A. L. Yuile. Data Fusion for Sensory Information Processing Systems. Kluwer Academic Publishers, 1990

[128] S. C. Thomopoulos. Sensor Integration and Data Fusion. Proc. of SPIE, Vol. 1198, 1989, pp178 - 191

[129] G. D. Hager. Task - Directed Sensor Fusion and Planning. Kluwser Academic Publisher, 1990

[130] D. Marchette and C. Priebe. An Application of Neural Networks to a Data Fusion Problem. Proc. Data Fusion Symp., Vol. 1, 1987, pp230 - 235

[131] J. H. Holland. Adaptation in Nature and Artificial Systems. MIT Press, 1992

[132] D. E. Goldberg. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine learning. Addison - Wesley, 1989

[133] J. Stender. Parallel Genetic Algorithms: Theory and Appli-

cation. IOS Press, 1993

[134] X. Yao. Evolutionary Artificial Neural Networks. International Journal of Neural Systems, 1993, 4(3)

[135] V. Maniezzo. Genetic Evolution of the Topology and Weight Distribution of Neural Networks. IEEE Trans. on Neural Networks, 1994, 5(1)

[136] P. J. Angeline et al. An Evolutionary Algorithm that Constructs Recurrent Neural Networks. IEEE Trans. on Neural Networks, 1994, 5(1)

[137] C. G. Langton. Studying Artificial Life with Cellular Automata. Physica 22D,1986, pp120 - 149

[138] C. G. Langton. Artificial Life. Addison Wesley, 1989

[139] R. Axelord. The Evolution of Cooperation. BasicBooks, Inc. 1984

[140] D. Ackley and D. Littman. Interaction between Learning and Evolution. Artificial Life II, Addison Wesley, 1992

[141] H. Tanaka. Towards the Theory of Bio - complexity. Proc. of the 3rd Int. Symp. On Artificial Life and Robotics, 1998, pp646 - 649

[142] X. Wu and Y. G. Zhang. Developing Artificial Retina by Evolutionary Cellular Automata and Self - organizing Neural Networks. Proc. of the 3rd Int. Symp. On Artificial Life and Robotics, 1998, pp23 - 26

[143] T. Fukuda and N. Kubota. Intelligent Robotic System - Adaptation, Learning and Evolution. Proc. of the 3rd Int. Symp. On Artificial Life and Robotics, 1998, ppI41 - I46

[144] M. Sugisaka. Design of an Artificial Brain for Robots. Proc. of the 3rd Int. Symp. On Artificial Life and Robotics, 1998, ppI2 - I11

[145] M. Sugisaka. Neurocomputer Control in Artificial Brain for Tracking of Moving Objects. Artificial Life and Robotics, Springer Tokyo, Vol. 1, No.1, 1997

[146] T. S. Ray. An Evolutionary Approach to Synthetic Biology: Zen and the Art of Creating Life. Artificial Life, Vol. 1, No. 1/2, MIT, 1994

[147] T. Gomi. Behavior - based Approaches to Artificial Life. Chapter in Artificial Life in Robotics, ed. Takanori Shibata, IEEE Press, 1996

[148] T. Gomi. Aspects of Non - Cartesian Robotics. Chapter in Artificial Life and Robotics, ed. M. Sugisaka, Springer - Verlag, 1997

[149] E. Allgower and K. Georg. Simplicial and Continuation Methods for Approximating Fixed Points and Solutions to Systems of Equations. SIAM Rev. Vol. 22, 1980, pp28 - 85

[150] S. Richter and R. De Carlo. A Homotopy Method for Eigenvalue Assignment using Decentralized State Feedback. IEEE Trans. on Automatic Control, Vol. 29, 1984

[151] N. N. Moiseev and F. L. Chernous'ko. Asymptotic Methods in the Theory of Optimal Control. IEEE Thrans. On Automatic Control, Vol. 26, 1981

[152] T. S. Chang and Y. C. Ho. Incentive Problems: a Class of Stochastic Stakelberg Closed Loop Dynamic Games. Systems and Controls Lett., Vol. 1, 1981

[153] C. P. Papavassilopoulos and J. B. Cruz, Jr. Nonclassical Control Problems and Stakelberg Games. IEEE Trans. Automatic Control, Vol. 24, 1979

[154] D. Gaw and A. Meystel. Minimum - time Navigation of an

Unmanned Mobil Robot in a 2 1/2 World with Obstacles. Proc. of IEEE Conf. on Robotics and Automation, 1986

[155] C. Isik and A. Meystel. Knowledge - Based Pilot for an Intelligent Mobile Autonomous System. Proc. of the First Conf. on Artificial Intelligence Applications, 1984

[156] C. Isik and A. Meystel. Structure of a Fuzzy Production System for Autonomous Robot Control. Proc. SPIE, Vol. 135, Applications for Artificial Intelligence III, ed. J. Gilmore, 1986

[157] N. Hogan. Mechanical Impedance Control in Assistive Devices and Manipulators. Robot Motion. MIT Press. pp361 - 371. 1982

[158] G. B. Immege. Romac Actuators for Micro Robots. In Proceedings of Micro Robots and Teleoperators Workshop by IEEE Robotics and Automation. 1987

[159] 陈淑媛译。靠机械化学系统实现肌肉运动。日本的科学与技术。2:37 - 42。1987

[160] Qiao Guo, et al Modeling Scheme for Flexible Robot Manipulators. Journal of BIT, Vol. 7, No. 3, 1998

[161] Qiao Guo. Dynamic Stability of the Three - Dimensional Trunk Motion. Journal of BIT, Vol. 7, No. 1, 1998

[162] Qiao Guo, ANN Modeling Method for Flexible Systems. the Proc. of Symposium on Artificial Life and Evolutionary Robotics, Japan, 1998

[163] Qiao Guo. Stability of Torso Model under the Muscle Coactivation. Journal of BIT, Vol. 6, No. 2, 1997

[164] Qiao Guo, M. Parnianpour, H. Hemami and R. Crowell. Dynamic Stability of Three - Dimensional Trunk Motion Using Anatomically Based Coordinates of Muscles. Bioengineer-

ing ASME Pet. Div. Publ. PD. Vol. 64, No. 4, 1994

[165] Qiao Guo, M. Parnianpour, H. Hemami and R. Crowell. Dynamic Stability of Three - Dimensional Trunk Motion Using Generalized Coordinates of Muscles. The Proc. of the 2nd Biennial European Joint Conference on Engineering Systems Design and Analysis, UK, 1994

[166] Qiao Guo, H. Hemami, M. Parnianpour and R. Crowell. Stability of the Human Torso under Multi - muscle Coactivation. The Proc. of the ASME Winter Meeting on Biomechanics Engineering, USA, 1993

[167] Qiao Guo. An Adaptive Robust Hybrid Control Scheme Using ANN for Redundant Robot Manipulators in the Task Space. The Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1992

[168] Qiao Guo and Huashu Qin. Compensation Control Scheme using ANN for Redundant Robot Manipulators with Task Compatibility. The Proc. of Singapore International Conference on Intelligent Control and Instrumentation, 1992

[169] Qiao Guo. A Decentralized Adaptive Robust Control Scheme with a Nonlinear Observer for Robot Manipulators. Journal on Control Theory and its Applications, Vol. 9, No. 5, 1992

[170] Qiao Guo. Decentralized Adaptive Robust Control for Redundant Manipulators in the Task Space. Journal on Control Theory and its Applications, Vol. 9, No. 3, 1992

[171] Huashu Qin and Qiao Guo. Calm and Regulation for the Nonlinear Systems with Some Measurement Uncertainties. The Proc. of the National Meeting on Control Theory and Applications, 1991

[172] Qiao Guo and Huashu Qin. Compensation Control using ANN for a Redundant Robot Manipulator in Task Space. The Proc. of the National Meeting on Control Theory and Applications, 1991

[173] Huashu Qin and Qiao Guo. Robust Tracking Control for a Class of Nonlinear Systems. The Proc. of the Asia - Pacific Conference on Measurement and Control, 1991

[174] Qiao Guo. A Decentralized Adaptive Robust Hybrid Control Scheme of Robot Manipulators with Task Compatibility. The Proc. of the Beijing International Conference on Advanced Mechatronics, 1991

[175] Qiao Guo. Decentralized Adaptive Robust Variable Structure Control of Robot Manipulators. The Proc. of the National Meeting of Control Theory and Applications, 1990

[176] Qiao Guo. A New Kind of Decentralized Adaptive Robust Control Scheme for Robot Manipulators. The Proc. of the National Meeting on Robotics Sponsored by the National Astronautics Institute, 1990

[177] Qiao Guo. Decentralized Adaptive Robust Control of Robot Manipulators. The Dissertation for Ph.D Degree, BIT, 1989

[178] Qiao Guo. A New Kind of Variable Structure Robust Adaptive Decentralized Control Scheme for Robot Manipulators. The Proc. of IFAC Workshop on Evaluation of Adaptive Control Strategies in Industrial Applications, USSR, 1989

[179] Qiao Guo. A Decentralized Robust Control Scheme with a Non - linear Adaptive Observer for a Robot Manipulator. The Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1989